

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

嵌入天文潮於神經網路之潮汐推算模式研究

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC94-2611-E-009-002-

執行期間：94年08月01日至95年07月31日

執行單位：國立交通大學土木工程學系(所)

計畫主持人：張憲國

計畫參與人員：林立青

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 95 年 8 月 3 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

嵌入天文潮於神經網路之潮汐推算模式研究

Development of a tidal model of embedding astronomical tides into neural networks

計畫編號：NSC 94-2611-E-009-002

執行期限：94 年 8 月 1 日至 95 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

本文以太陽及月亮與地球上對應測點之相對位置與距離，輸入神經網路來建立以推算潮汐水位之模式。本模式與調和分析法、正交潮法及 NAO.99b 模式進行單點推算水位之比較。本模式除了可應用於單點的潮位推算，亦應用其他測站的水位計算，說明本模式於工程應用上的實用性與精確性，本模式之精度約與 NAO.99b 模式相似。

關鍵詞：類神經、潮汐、引潮勢能

Abstract

This paper presents a neural network model of simulating tides at multi points considering tide generating forces. A comparison on the root mean square of three year mixed tides at a single point computed with the proposed model, harmonic method, orthotide-response method and NAO.99b model was made to show the prediction accuracy of each method. The proposed model is examined as comparably efficient as the harmonic method to estimate the tides at a single point. Extended application of the ANN model to predicting tides at some points neighboring to an original interest point identifies highly accurate simulating multi-point tides as the NAO.99b numerical model.

Keywords: Neural networks, Tides, Tide generating forces

二、緣由與目的

潮汐之水位升降運動對於海岸活動、海岸結構的設計高程及海港船隻進出安全

有相當影響。因此，如何正確預測潮汐是相當重要的。往昔利用潮位測站實際量測資料，以瞭解潮汐的水位高低變化，並利用調和分析法(harmonic analysis)分析潮位之各分潮的特性(Darwin, 1907)。而各分潮之分潮頻率則由天文球體運動理論求得(Doodson, 1921; Desai, 1996)。調和分析法以最小二乘法(least-square error method)來求取各分潮之振幅及相位角，分潮個數的選擇則依資料之長度而有所不同，一般以 365 天之每時水位紀錄需 20 至 30 個分潮，才能滿足相近分潮頻率的分離。Le Provost et al. (1998)則使用 26 個分潮於數值模式中進行潮位預測分析。進行調和分析法時，則受限於資料的取樣時間間隔及數據長短，導致於調和分析時無法有效的求解相近的分潮振幅及相位角，因此利用正交潮法之優點進行少量參數來定義平滑的潮位導納(tidal admittance)，並由潮位導納求解給定之各分潮參數(Munk and Cartwright, 1966; Groves and Reynolds, 1975)。而反應正交潮模式(response-orthotide method)由 Ray (1988) 和 Desai (1996)首先提出。該模式亦被利用於全球潮位模式之計算(Desai and Wahr, 1995; Han et al., 2000; Matsumoto et al., 2000)。調和分析法及反應正交潮模式都是以潮位數據進行各分潮參數的求解以預測潮汐。

往昔應用類神經網路於潮汐預測方面有，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列的潮汐資料，利用類神經網路非線性的預測功能，預測下一時刻的潮位，但若再預測下一時刻潮位，則需輸入前兩個小時之實測潮位才可繼續預測潮汐水位。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，使其無法達到長期預報的功能。謝(2000)利用類神經網路預報長時的潮汐，其輸入層為各分潮所對應之餘弦和正弦函數，其輸出層為潮汐水位，並藉由網路之權重獲得輸出層與輸入層的關係。並提出該權重即類似調和分析法之調和參數，並以此神經網路進行潮汐預測。Kumar 和 Minocha(2001)、Mandal(2001)、Medina(2001)及 Walton 和 Garcia(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。張和曾(2001)對網路架構的測試及模式預報能力的分析，提出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，經由神經網路演算可得到較佳的權重和閾值，並使網路學習到整體潮位變動的趨勢，如大潮與小潮的變化，以此增加預測的精確度。

張和黃(2001)以 TOPEX/POSEIDON (T/P)衛星測高資料，並配合正交潮法及潮汐動力模式來計算潮汐。與實測資料比較發現，T/P 潮汐模式之預測對進暗潮汐具有較均勻的誤差，潮差的大小不會影響模式之誤差。另外，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。Lee (2002)以 ARMA 模式，計算前幾個小時之潮汐水位，與前幾個小時之潮汐水位的殘差值當成輸入值，輸出值則為下一時刻之潮汐水位，以神經網路來求取 ARMA 模式中潮位時序及其殘差與潮汐水位的關係，並利用該關係求解長期之潮汐水位。

本文利用以太陽及月亮為主要作用潮汐的天體，計算出兩者與地球上對應測點之相對位置與距離，當為輸入神經網路建立推算潮汐水位，本模式並與正交潮法與 Matsumoto et al. (2000)之 NAO.99b 模式進行水位預測之比較。

三、結果與討論

本文所使用的數據為中央氣象局海象中心提供，所收集的資料為龍洞(LD)、頭

城(梗枋, TC)、蘇澳(SA)、成功(CG)、蘭嶼(LY)及恆春(後壁湖,HC)等六個地點，時間為 2001-2002 年的潮位數據。而花蓮測站則為 2001-2004 年數據。測站地點示如圖 1。

由上述之天文潮神經網路模式架構，經學習花蓮潮位站一年資料後，預測下一年資料。網路學習之部分(前 12 個月)之誤差均方根值為 6.37 略低於調和分析法之結果，網路以不同延時之輸入值進行分析計算，本文以誤差均方根(RMS)與相關係數之平方值(R^2)來判斷網路延時的最佳選擇，由表 1 可知，延時為 2 小時之網路結果，其計算誤差均方根值為 10.57，略高於調和分析法之結果，與其他延時之結果比較則為最低值；其相關係數之平方值則為最低約為 0.98，因此本模式之最佳網路延時為 2 小時。

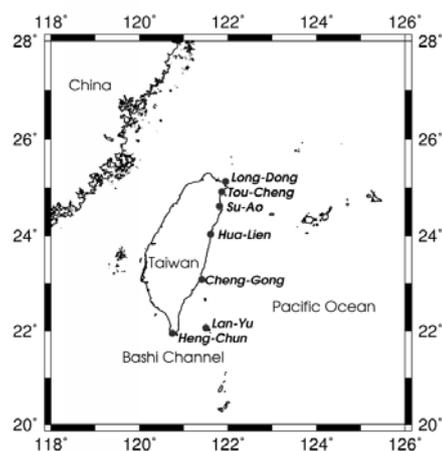


圖 1 測站位置示意圖

表 1 網路模式與調和分析法之誤差均方根與相關係數平方值比較

RMS(cm)	HA	TGF-NN			
		延時(hour)	3	2	1
學習(2001)	6.57	8.43	6.37	8.64	17.58
R^2	0.975	0.955	0.976	0.933	0.843
預測(2002)	10.28	14.45	10.57	13.02	15.75
R^2	0.939	0.867	0.935	0.874	0.832

圖 2 為神經網路模式與調和分析法之每月方均根誤差比較，由圖 2 可知，兩者的分布在訓練階段與預測階段之誤差相

近，顯示本文之神經網路經由上述架構的學習後，於潮汐水位推算的精度與調和分析法相似。圖 3 至圖 4 為訓練階段與模擬階段全年的相關性比較圖，訓練階段之相關性約為 0.98，預測階段之相關性約為 0.94，顯示神經網路的學習過程可較完整的描述天文引力與潮汐水位間的關係，因此，其潮汐之預測結果可達調和分析法的精度。

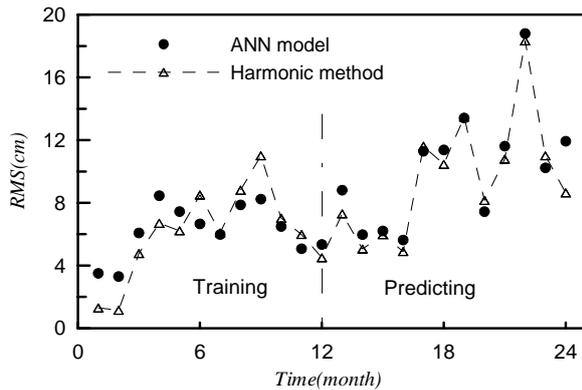


圖 2 神經網路模式與調和分析法推算潮汐之每月誤差均方根的比較

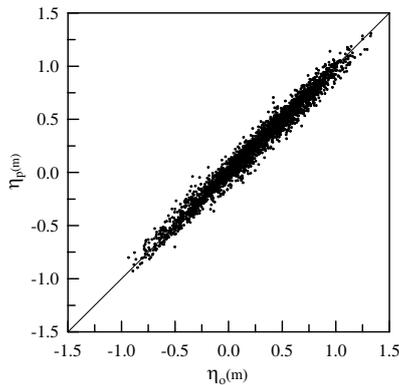


圖 3 2001 年之實測與神經網路模式之潮汐水位的相關性比較(學習階段)

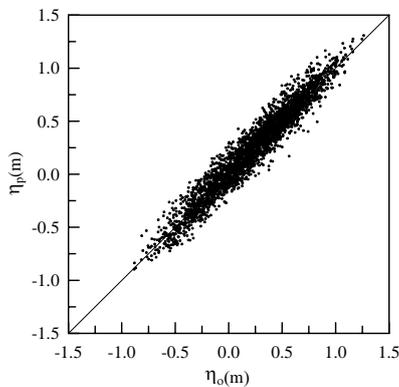


圖 4 2002 年之實測與神經網路模式之潮汐水位的相關性比較(預測階段)

由上述結果顯示，本研究之 TGF-NN 模式的精度與調和分析法之結果相似，花蓮測站之統計平均潮差約為 96 cm，其預測階段之相對誤差百分比約為 10%(10.57/96)。因此，本文將利用該模式於花蓮港四年潮位之推算並與其他模式進行比較。

表 2 為 ANN 模式與選用 60 及 26 個分潮的調和分析法、正交潮法及 NAO.99b 模式之比較，由表 2 可看出 60 個分潮的調和分析法學習一年後，預測 3 年的誤差均方根大約 10.28-12.21cm，而以 26 個分潮的調和分析法之預測 3 年的誤差均方根大約 10.35-13.76cm。而正交潮模式其誤差均方值約為 10.34-15.24cm，NAO.99b 模式則為 10.69-14.05cm，本模式則為 10.57-11.96cm。由表 2 結果可知本模式之能力與調和分法相似，略優於 NAO.99b 模式之結果。而 NAO.99b 模式則與調和分析法(26)及正交潮模式之預測能力相似。

因此，對於單點的潮位預測，則由神經網路模式獲得較好的結果，因此，本文以花蓮測站學習過之神經網路模式，將應用於東海岸的數個潮位站之潮汐推算，輸入值只提供不同位置對天體的各個參數值，代入花蓮之 ANN 模式，即進行東海岸各測站的潮位推算。

表 2 網路模式與各模式之誤差方均根比較(單位：公分)

Method	2001	2002	2003	2004
Harmonic (60*)	6.57	10.28	12.21	10.38
Harmonic (26*)	15.21	11.34	10.35	13.76
Response orthotide	15.24	11.28	10.34	13.52
NAO.99b	15.61	11.69	10.69	14.05
TGF-NN	6.37	10.57	11.70	11.96

本文另外選擇龍洞(LD)、頭城(梗枋, TC)、蘇澳(SA)、成功(CG)、蘭嶼(LY)及恆春(後壁湖,HC)等六個地點進行 2001-2002 年的其他潮位的推算。目的在於建立花蓮港神經網路模式後，直接以 TGF-NN 推算其他地點潮汐水位。目前本文先完成東部海岸的潮汐推算模式，未來預期建立數個模式以推算台灣全島之潮汐水位。表 3 為 TGF-NN 模式及 NAO.99b 模式推算東部不

同測站的水位預測值比較，其中龍洞資料於 2001 年資料只有 11-12 月資料，因此不計算 2001 年龍洞的潮位推算值。從東部六個潮位測站分析其法國制 F 值，由北往南依序 1.14、0.71、0.64、0.49、0.42 及 1.18。顯示所選取的六個站皆屬混合潮並包含花蓮，其法國制 F 值為 0.48。龍洞、頭城、蘇澳距花蓮約 131、106、72 公里，而成功、蘭嶼及恆春距花蓮約 102、214、243 公里。

由表 3 可知本模式東部測站的推算結果，可知龍洞與恆春之誤差方均根值大於 NAO.99b 模式之結果，其他四測站之結果與 NAO.99b 模式相似，兩模式之誤差約為 0.07-3.67cm。而 NAO.99b 模式則需五年的資料進行 16 個短週期分潮的同化，才可進行全球潮位的推算。而 ANN 模式可經由花蓮測站學習一年，再向外算至其他測站，其推算的範圍約從頭城至蘭嶼，其外海的地形變化較小，潮汐受地形的影響亦較小。

由於龍洞與恆春周遭地形變化較大，使得其水位訊號受天文引力影響之外，亦受到地形的影響使得潮時有延後之變化。使得神經網路以花蓮作為學習的測站的模式，無法較完善的來描述龍洞與恆春的水位。

表 3 東部地區潮汐水位不同模式之推算結果(單位：cm)

Method		TGF-NN		NAO.99b	
year		2001	2002	2001	2002
Location	LD	--	27.46	--	17.05
	TC	18.57	17.61	17.96	18.71
	SA	14.37	14.19	13.03	14.26
	CG	13.47	11.73	9.8	13.76
	LY	15.71	16.79	16.45	13.55
	HC	24.77	25.18	13.17	11.46

四、計畫成果自評

本文應用類神經網路之適應性學習特性，以日、月對地球的引力勢能及日與月對地球的相對角度，共七個參數作為神經網路的輸入值，其延時為 2 小時，神經網路之架構為一層隱藏層，五個神經元，以花蓮測站進行一年(2001 年)的學習，並推算三年(2002-2004 年)的潮位，並與正交潮、調和分析法及 NAO.99b 模式進行比較。本模式之推值調和分法相似，略優於 NAO.99b 模式之結果。另以本神經網路進

行，東部六個潮位測站的推算，推算的範圍由頭城至蘭嶼，其值約與 NAO.99b 模式相似，兩模式之誤差約小於 4cm，顯示本模式可推算學習之外的測站水位預測，並解決工程應用上缺乏實測潮汐資料以分析潮汐特性之問題。本模式於工程上之應用頗為實際及重要。

五、參考文獻

- [1] 張憲國、曾彥吉(2001)"輸入天文潮汐改善類神經網路的潮汐預報能力之研究"，第二十三屆海洋工程研討會論文集，97 頁-104 頁。
- [2] 張憲國、黃金維(2001)"以 NAO99b 潮汐模式預測台灣西岸潮汐之評估"，第二十三屆海洋工程研討會論文集，105 頁-111 頁。
- [3] 謝榮哲(2000)"類神經網路在長時期潮汐預報之應用"，國立中興大學土木工程研究所碩士論文。
- [4] Darwin, G. H. (1907). The harmonic analysis of tidal observations in Scientific Papers, 1, Oceanic tides and lunar disturbances of gravity., Cambridge Univ. Press, London.
- [5] Desai, S. D., and Wahr, J. (1995). "Empirical ocean tide models estimated from TOPEX/POSEIDON altimetry." J. Geophys. Res., 100(c12), pp. 25205-25228.
- [6] Desai, S. D. (1996). "Ocean tides from TOPEX/POSEIDON altimetry with some geophysical applications." Ph. D. dissertation submitted to the department of Aerospace Engineering Sciences, University of Colorado, Boulder, CO.
- [7] Demuth, H., and Beale, M. (2000). Neural networks toolbox user's guide, version 4., Mathworks, Inc.
- [8] Doodson, A. T. (1921). "The harmonic development of the tid-generating potential." Proc. R. Soc. Lond. A., 100, pp. 305-329.
- [9] Gill, P. R., Murray, W., and Wright, M. H. (1981). "The Levenberg-Marquardt Method." Practical Optimization., London, Academic Press.
- [10] Groves, G. W., and Reynolds, R. W. (1975). "An orthogonalized convolution method of tide prediction." J. Geophys. Res., 80, pp. 4131-4138.
- [11] Han, G., R. Hendry and Ikeda, M.(2000). "Assimilating TOPEX/POSEIDON derived tides in a primitive equation model over the Newfoundland Shelf." Cont. Shelf Res., 20, pp. 83-108.
- [12] Kumar, A., and Minocha, V. K. (2001). "A Discussion on Back-propagation neural network in tidal-level forecasting." by Tsai, C.P., and T.L. Lee, J. Wtrwy., Port, Coast., and Oc. Eng., 127, pp. 54-55.
- [13] Le Provost, C., Lyard, F., Molines, J., M. Genco,

- M. L., and Rabilloud, F. (1998). "A hydrodynamic ocean tide model improved by assimilating a satellite altimeter-derived data set." *J. Geophys. Res.*, 103(C3), pp. 5513-5529.
- [14] Lee, T. L. (2004). "Back-propagation neural network for long-term tidal predictions." *Ocean Eng.*, 31, pp. 225-238.
- [15] Lee, T.L., and Jeng, D.S. (2002). "Application of artificial neural networks in tide-forecasting." *Ocean Eng.*, 29, pp. 1003-1022.
- [16] Lee, T. L., Tsai, C. P., Jeng, D.S., and Shieh, R.J. (2002). "Neural network for prediction and supplement of tidal record in Taichung harbor, Taiwan." *Advances in Eng. Software.*, 33, pp. 329-338.
- [17] Mandal S. (2001). "A Discussion on Back-propagation neural network in tidal-level forecasting." by Tsai, C.P., and T.L. Lee, *J. Wtrwy., Port, Coast., and Oc. Eng.*, 127, pp. 54-55.
- [18] Matsumoto, K., Takanezawa, T., and Ooe, M. (2000). "Ocean tide model developed by assimilating TOPEX/POSEIDON altimetry Data into hydrodynamical model: A global and a regional model around Japan." *Journal of Oceanography.*, 56, pp. 567-581.
- [19] Medina, J.R. (2001). "A Discussion on Back-propagation neural network in tidal-level forecasting." by Tsai, C.P., and T.L. Lee, *J. Wtrwy., Port, Coast., and Oc. Eng.*, 127, pp. 55-57.
- [20] Munk, W. H., and Cartwright, D. E. (1996). "Tidal spectroscopy and prediction." *Philos. Trans. R. Soc. Landon, Ser. A.*, 259, pp. 533-581.
- [21] Ray, R. D. (1998). "Spectral analysis of highly aliased sea-level signals." *J. Geophys. Res.*, 103(C11), pp. 24991-25003.
- [22] Tsai, C. P., and Lee, T. L. (1999). "Back-propagation neural network in tidal-level forecasting." *J. Wtrwy., Port, Coast., and Oc. Eng.*, 125, pp. 195-202.
- [23] Walton, T. L., and Garcia, A. W. (2001). "A Discussion on Back-propagation neural network in tidal-level forecasting." by Tsai, C.P., and T.L. Lee, *J. Wtrwy., Port, Coast., and Oc. Eng.*, 127, pp. 57-58.