



# 行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

## 應用遺傳演算法於潮汐的長期預報

### A forecasting tidal-level model using genetic algorithms

計畫編號：NSC 90-2611-E-009-001

執行期限：90年8月1日至91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

本文是利用遺傳演算法優選短時間潮汐水位資料的調和常數後，進而預測潮汐水位的變化。本文提出的方法僅以 540 小時~720 小時的實測水位資料便可達到調和分析法需要 3 個月以上逐時水位資料的預報精度。另外，本文發現潮汐水位變化受到溫度的影響，且提出一個類神經網路方法學習相鄰測站的水位季節特性後，作為預測某地的季節性水位變化的調整。本文所提之預報模式若與調和分析法比較，若同樣使用 11 個分潮作為分析時，本文之模式僅需 540 小時的實測水位資料，便能達到調和分析法使用 3 個月的實測水位資料所預測的精度，而使用 23 個分潮的遺傳演算法預報模式，只需 720 小時的實測水位資料得。因此應用遺傳演算法的潮汐預報模式能有效縮短所需要輸入的實測潮汐水位資料。

**關鍵詞：**潮汐、遺傳演算法、預報

#### Abstract

This paper presents a tidal-level model using genetic algorithm for finding the fittest amplitude and phase lag of each tidal constituent from short-term tide data. The present model needs only 540-720 hours' tidal data instead of a continuous tidal record for more than three months used in harmonic analysis method. Using Gaussian moving average method to the tide data demonstrates a long-term variation due to seasonal temperature variation. This paper also addresses an artificial neural network model to predict the long-term seasonal variation of tide level from another nearby tide station.

An 11-constituent model requires only 540-hour deseasonalized tide record input and has an equivalent prediction capability as the harmonic method that needs more than three-month tidal data. The 23-constituent model needs much less tidal data than the harmonic method to also have equivalent forecasting capability.

**Keywords:** Tidal, Genetic Algorithm, Forecasting

#### 二、緣由與目的

目前潮汐的預報方法有很多種，且各有其優缺點。Darwin (1892) 以古典平衡潮理論導證出在開放海域中潮位變化的特性。Doodson (1928) 提出調和分析法 (harmonics analysis)，此法應用最小二乘法來求各成份潮的調和參數。此法需要輸入很長期且完整的潮位資料，通常需要一年的潮位資料，才能有較精準的預測結果。Yen et al. (1996) 應用了卡門濾波法，解出短期潮位預報的調和參數。

目前開發中的類神經網路架構來學習短時間水位資訊而後預測長時間水位變化。已有 Tsai and Lee (1999)、馬(2000)、蔡等人(2000)、張和曾(2001)提出的模式。遺傳演算法是將一族群即一群稱為染色體之字串，經由複製、交配、突變等過程產生整體適應性較佳之新族群。

基因演算法已廣泛應用在各種研究領域，如國內有馬(2000)，陳(1998)，蔡(1999)，此外為了應用在具有限制條件及多目標規劃問題之多目標基因演算法(Yeh, 1996)。其他領域之應用詳見王(2001)。

本研究是基於調和分析法為主架構，輔以遺傳演算法來優選調和常數，由於以往研究中遺傳演算法對於固定值域的搜尋

較以往傳統的搜尋法有顯著的效果，因此對以較短水位資料來預測長時間的潮汐水位應有相當的助益。

### 三、結果與討論

#### 3-1 未季節調整之潮汐預報

首先測試的的測站是後壁湖，此潮汐測站是屬於混合潮型，分別採用 11 分潮模式及 23 分潮模式。

以 11 分潮模式預測後三個月的誤差均方根為 13.3 公分，預測後 11 個月的誤差均方根為 17.3 公分，以 23 分潮模式預測後三個月的誤差均方根為 17.8 公分，預測後 11 個月的誤差均方根為 19.3 公分，其結果如圖 3 至圖 4 所示。由圖 3 及 4 發現水位的誤差會隨時間的增加而呈週期性的變化，且誤差最大的時間都是發生於 7 月。所以可能有季節性的水位變化產生。

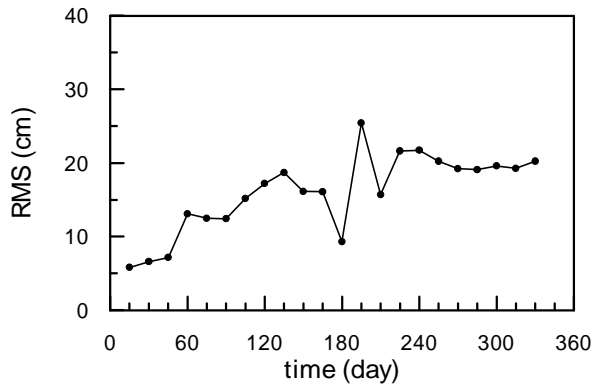


圖 3 後壁湖站以 11 分潮模式預測未季節性調整的水位資料的誤差均方根圖

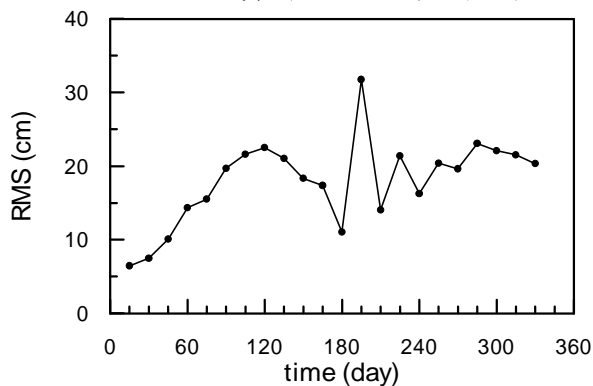


圖 4 後壁湖站以 23 分潮模式預測未季節性調整的水位資料的誤差均方根圖

為了證實上述的想法，我們將後壁湖全年的水位進行移動平均，而所使用的移動平均的寬度是 360 小時，其結果如圖 5 所示。發現水位變化的高度與誤差均方根變化的大小差不多，而且升降趨勢也很類

似。因此若要進行以短時間的水位資料來預測長時間的潮汐變化，必須考慮季節性的水位變化，否則無法進行長時間後潮汐水位的預測。

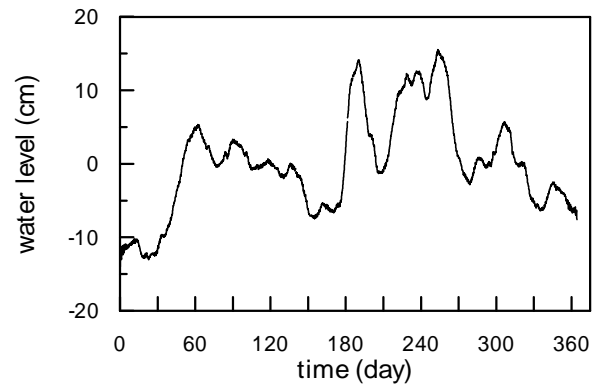


圖 5 後壁湖潮汐水位的 360 小時移動平均水位

#### 3-2 季節性水位調整之潮汐預報

假設測站當地氣溫能表示溫度的因子，將每月月均溫扣除年均溫為月溫度變化，各站 360 小時移動平均之水位資料取平均為月平均水位後，兩者為進行相關係數分析，示如表 2，發現有相當高的關係。雖然淡水、新竹、花蓮站都有不錯的相關性，但是鼻頭角、後壁湖、安平站的結果卻差強人意，因此再觀察氣溫與水位資料後發現，若將水位延後一個月後結果相關係數稍有的增加，如表 1。

以淡水、新竹作為測試，結果如圖 6 所示。我們發現的確淡水與新竹的季節性水位變化現象是相當的類似，因此以淡水訓練後的網路來預測新竹的水位有相當不錯的結果。

表 1 分析各測站移動平均水位與當地月溫度變化的相關係數表

地點	花蓮	鼻頭角	淡水	新竹	後壁湖	安平
數據來源						
當月氣溫與當月移動平均水位之相關係數	0.8120	0.7030	0.9543	0.9624	0.6514	0.6776
移動平均水位延遲一個月後與氣溫的相關係數	0.8995	0.7983	0.7680	0.9818	0.4606	0.6800

選定分屬於三種不同潮型的測站進行測試，在全日潮型是鼻頭角站；半日潮型是新竹站；混合潮型是後壁湖站。(見劉，1996)

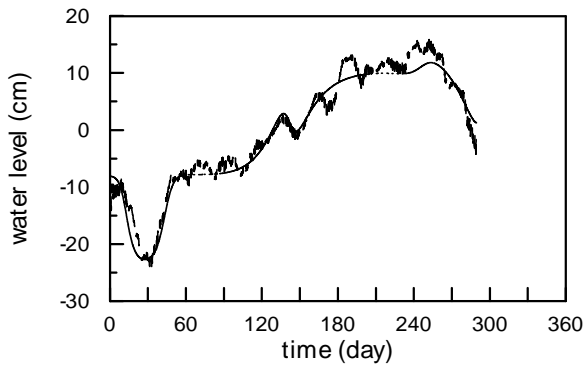


圖 6 新竹站實測水位移動平均後與以類神經網路學習後的預測值的比較(實測為虛線，預測為實線)

首先在半日潮型的新竹站測試，時間自 2000 年 1 月 1 日 0 時到 2000 年 1 月 30 日 24 時止，共 720 小時的水位資料輸入給遺傳演算法來進行優選，而遺傳演算法的工作參數設定如前節所述決定。其中搜尋分潮振幅的值域範圍為 195cm 再乘上表 1 中的各分潮比例，染色體字串長度為  $2^8$ ，搜尋分潮遲角值域範圍為  $2\pi$ ，染色體字串長度為  $2^{10}$ ，在 11 分潮模式中突變率為 0.2，交配率為 0.7，在 23 分潮模式中突變率為 0.05，交配率為 0.7。起始族群數目為 400 組。

全日潮型的鼻頭角站測試，時間是自 2000 年 1 月 1 日 0 時到 2000 年 1 月 30 日 24 時止，共 720 小時的水位資料提供給遺傳演算法進行優選。工作參數設定上搜尋分潮振幅的值域範圍為 30cm 再乘上表 1 中的各分潮比例，染色體字串長度為  $2^7$ ，搜尋分潮遲角值域範圍為  $2\pi$ ，染色體字串長度為  $2^{10}$ ，在 11 分潮模式中突變率為 0.2，交配率為 0.7，在 23 分潮模式中突變率為 0.1，交配率為 0.7。起始族群數目為 400 組。

混合潮型的測試，選擇後壁湖站 2000 年 1 月 1 日 0 時到 2000 年 1 月 30 日 24 時止，共 720 小時的水位資料提供給遺傳演算法進行優選。工作參數設定的搜尋分潮振幅的值域範圍為 30cm 再乘上表 4-2 中的各分潮比例，染色體字串長度為  $2^7$ ，搜尋分潮遲角項值域範圍為  $2\pi$ ，染色體字串長度為  $2^{10}$ ，在 11 分潮模式中突變率為 0.2，交配率為 0.7，在 23 分潮模式中突變率為 0.05，交配率為 0.7。起始族群數目為 400 組。其預測後 3 個月及全年的誤差均方根示如表 2。

表 2 以 720 小時的季節性水位調整資料來預報潮汐的誤差均方根與相關係數

測站	新竹		後壁湖		鼻頭角	
潮型	半日潮		混合潮		全日潮	
模式的分潮數	11	23	11	23	11	23
3 個月 RMS(cm)	24.00	30.53	8.12	8.96	8.49	8.37
全年 RMS(cm)	28.00	33.22	11.7	11.97	9.27	9.91
相關係數	0.976	0.967	0.924	0.914	0.896	0.883

使用 11 分潮的模式預報新竹的水位的全年均方根誤差分別示如圖 7。使用 23 分潮的模式預報新竹的水位的全年均方根誤差分別示如圖 8。

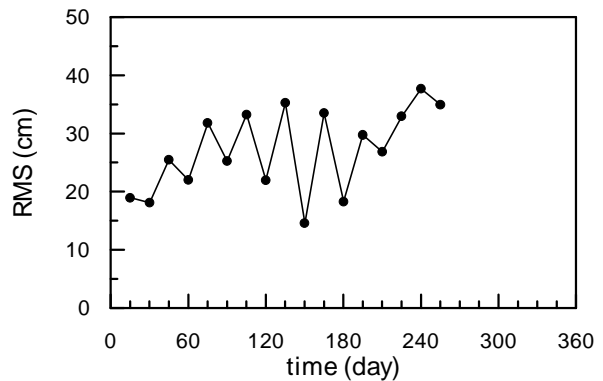


圖 7 新竹站以 11 分潮模式預測經季節性調整的水位的全年均方根誤差

若比較後壁湖站未經季節性水位變化調整而進行預測的誤差均方根與經過季節性水位變化調整而預測的誤差均方根，顯示當潮汐水位資料經由季節性水位變化的調整後，再由遺傳演算法預測得的結果較佳於未經季節性水位變化調整的水位資料預測得的預測值，而且每個月的預測誤差值較為穩定且不會有較大的變動。

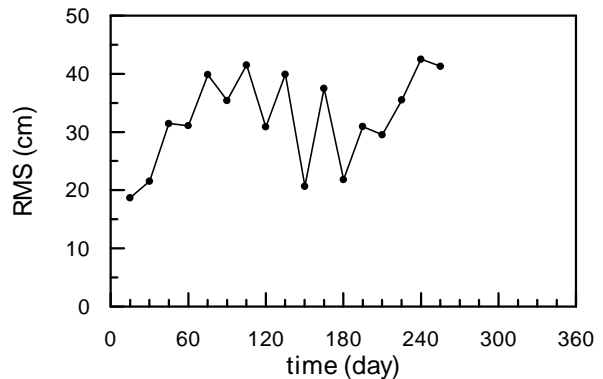


圖 8 新竹站以 23 分潮模式預測經季節性調整的水位的全年均方根誤差

本文所提之調整季節性水位變化的方法經由遺傳演算法預測的模式可以做長期

的潮汐預測，而且可以將誤差維持在一可接受的誤差範圍內，不會有誤差隨著預測時間長度增長而增加的現象。

本文利用遺傳演算法於長時間潮汐預報上，並分成 11 個分潮的模式及 23 個分潮的模式來探討兩者之預報能力。本文分別得到下列的結論。

1. 本文建議利用遺傳演算法於長時間潮汐預報時，若要達到可接受的預報精度時，所需設定的各種參數。
  - (1) 搜尋值域：替代振幅項之染色體則依據各測站所屬的潮型及潮差的不同。
  - (2) 染色體的編碼：屬於角度項的染色體字串長度建議為  $2^{10}$ 。
  - (3) 演化運算子中的參數設定：經由測試後建議在 11 分潮模式使用 0.15~0.2 的突變率所搜尋的解較為合理。而 23 分潮模式使用 0.05~0.1 的突變率其收斂速度與結果較佳。交配率部分則都維持在 0.7~0.6 之間。而對於收斂條件在本研究裡 11 分潮模式與 23 分潮模式中都是執行滿 1000 代且需滿足後 100 代不變才能輸出結果。
2. 經由類神經網路來學習地理位置相鄰測站的季節性水位變化後，可以用來推算某測站的季節性水位變化。
3. 經由調整季節性水位變化後的潮汐水位運用遺傳演算法來預測全年的潮汐水位時，在 11 分潮模式下使用 540 小時的實測水位資料就有不錯的效果，而 23 分潮模式則建議使用 720 小時以上的實測水位資料。
4. 在潮差小的測站，其預報精度的收斂並不隨演化代數增加而變小，而是在一特定範圍的代數(1000 代~2000 代)才能達到較佳的預報精度，而潮差較大之測站的預報精度則會依照演化代數增加而變小，且演化代數對於預報精度的變化近似於指數函數。

#### 四、計畫成果自評

本研究提出利用遺傳演算法優選短時間潮汐水位資料的調和常數後，進而預測潮汐水位的變化。應用遺傳演算法的潮汐預報模式能有效縮短所需要輸入的實測潮

汐水位資料。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 24 屆海洋工程研討會。

#### 五、參考文獻

- [1] 陳宏嘉，「遺傳演算法於地下水觀測井網規劃之應用」，國立交通大學土木工程研究所碩士論文，(1998)。
- [2] 蔡威平，「應用遺傳演算法與參數優選於地下水最佳觀測井網設計」，國立交通大學土木工程研究所碩士論文 (1999)。
- [3] 馬樹俠，「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 (2000)。
- [4] 蔡清標、李宗霖、謝榮哲，「類神經網路在潮汐預報之應用」，第 22 屆海洋工程研討會論文集，高雄，第 147-153 頁 (2000)。
- [5] 馬曉峰，「基因演算法在工程設施配置問題之應用」，私立朝陽大學營建工程系碩士論文 (2000)。
- [6] 張憲國、曾彥吉吉，「輸入天文潮汐改善類神經網路的潮汐預報能力之研究」，第 23 屆海洋工程研討會論文集，台南，第 97-104 頁 (2001)。
- [7] 王皓正，「應用遺傳演算法於潮汐預報之研究」，國立交通大學土木工程研究所碩士論文 (2001)。
- [8] Darwin, G.H., "On a Apparatus for Facilitating the Reduction of Tidal Observation", *Philosophy Transaction Royal Society, Series A*, vol. 52, pp. 345-376 (1892).
- [9] Doodson, A.T., "The Analysis of Tidal Observation", *Philosophy Transaction Royal Society, Series A*, vol. 227, pp. 223-279 (1928).
- [10] Tsai C.P., and Lee T.C., "Back-Propagation Neural Network in Tidal-Level Forecasting," *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, vol. 125, pp. 195-202 (1999).
- [11] Yen, P. H., Jan, C.D., Lee Y. P., and Lee, H. F. "Application of Kalman Filter to Short-term Tide Level Prediction", *Journal of Waterway, Port, Coastal And Ocean Engineering*, ASCE, vol. 122(5), pp. 226-231 (1996).
- [12] Yeh, C.H., "Multiobjective Planning of Regional Detention System", Ph. D. Dissertation, Colorado State University, Fort Collins, Colorado, USA (1996).