

不同模式時距對模式預測能力影響之研究

陳鴻烈⁽¹⁾ 蔡大偉⁽²⁾ 胡慧蘭⁽²⁾

摘要

本研究是以德基水庫為研究對象，利用時間序列模式來預測其未來的優養化變化趨勢，協助該區優養化問題的經營管理。研究分兩部分來說明各組模式的變化，第一部分是利用三種由傳統時間序列模式演變而成的預測模式，依據不同的「模式時距」來做優養化預測分析。第二部分則是選用三種模式評比方法來檢視各個模式最佳時距的選擇。研究顯示，以虛擬變數法進行預測時，其最佳模式時距為「14年」，而相加法與相乘法則同為「8年」。其中又以相加法的「8年」來作為模式時距時，會得到最佳結果，此時預測值和觀測值最為接近，亦即能呈現水庫未來最真實的優養化變化趨勢。

(**關鍵詞**：模式預測、時距選擇、優養化)

Influence of Model Time Periods on Model Predictive Ability

Paris Honglay Chen

Professor, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C.

David D-W. Tsai Hui-Lan Hu

Graduate Student, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C.

ABSTRACT

This research was to predict the trophic status of Te-Chi reservoir by the time series model. We hope the results could enhance and help the management of eutrophication in reservoir. The study was divided into two parts to explain the variations of each model. First part was to predict the eutrophication conditions according to the different model time periods of three prediction models derived from traditional time series model. Second part was to find out the best model time periods of each model by three model evaluation methods. The results showed that the best model time periods was "14 years" in dummy variable model, as well as "8 years" in additive and multiplicative model. Among them we noticed that the best results were obtained from model time periods of additive

(1) 國立中興大學水土保持學系教授

(2) 國立中興大學水土保持學系碩士班研究生

method, 8 years. At this time the predictive values were closest to the observed values, i.e., the most actual trophic status of reservoir could be presented.

(Key words): Model prediction, Time period selection, Eutrophication)

前言

近年來由於許多異常的氣象事件，使得原本就已因時空分布不均而導致可用水資源匱乏的台灣雪上加霜，不得不開始面對水資源管理這個重大的課題。水資源管理主要分為開源與節流兩大部分，其中節流的部分，重點在於保護與節省水資源。而山坡地大量的農業開發，易使優養化的情況越來越嚴重 (Bechmann, 2005)，因此，如何有效管理優養化，已和我們的生活息息相關。

以大甲溪德基水庫的水質監測數據為基礎 (經, 1983~1996) 發展的時間序列模式預測優養化現象已發展成熟 (陳, 1997b, 1998, 1999, 2000b, 2000c, 2004, 2005a, 2005b)，而本研究主要著重於如何再提升時間序列模式預測優養化的準確度。研究主要包括：(1) 使用多種時間數列預測模式，分別採用不同的模式時距來計算出個別的預測結果；(2) 使用數種模式預測能力檢定方法，以尋求最佳預測模式及模式時距。研究結果期能更進一步提升模式預測能力，增進水庫優養化管理的規劃效率，協助長期策略的制定，以保護重要的水資源。

理論分析

一、分析模式

時間序列分析模式理論自 1970 年 Box-Jenkins 發展研究至今，其間經過許多學者的改良與驗證，已有長足的進步，且運用廣泛。國外應用時間序列分析模式來輔助水資源的管理，更已蓬勃發展且行之有年 (陳, 2000a)。

本研究採用的時間序列理論，為發展最

完善且應用範圍最廣泛的傳統時間序列模式，可用來了解水質變動情形，並建立各參數之模式以預測未來之變動趨勢 (林, 2004)。傳統時間序列模式將時間變化趨勢分成長期趨勢、季節變動、循環變動與不規則變動四種成分，而計算方式則可分為相加與相乘性兩種，本研究即是以此模式分析數據為基礎，來做進一步的研究。

(一) 相加性分解模式 (additive decomposition method)

若將 TSI 值以 Y 來替代，再將長期趨勢 (T)、季節變動 (S)、循環變動 (C) 與不規則變動 (I) 四個成分以相加的型式來表示，就形成時間序列模式中的相加模式，亦即

$$Y = T + S + C + I$$

經過相加模式分析後，分別求出 T、S、C、I 四個變動成分的數值，然後再藉由這些數據來預測未來優養化的趨勢 (陳, 1997b)。

(二) 虛擬變數模式 (dummy variables method)

虛擬變數模式是以相加性分解模式為基礎的一個變化模式，利用迴歸分析法，以虛擬變數 (dummy variables) 來表示時間數列之季節變動。虛擬變數是由原本的定性變數分成兩個變數的意思，所以假設一個時間數列具有相加性季節變動之型態，即可表示為 (陳, 1997a)：

$$Y = T + S + \varepsilon$$

Y：TSI 值

T：長期變動

S：季節變動

ε ：誤差

(三) 相乘性分解模式 (multiplicative decomposition method)

若將 TSI 值以 Y 來替代,再將 T、S、C、I 四個變動成分以相乘的型式來表示,即形成時間序列模式中的相乘模式,亦即

$$Y = T \times S \times C \times I$$

同樣的,此模式亦可藉由 T、S、C、I 四個因子的計算值來推求未來優養化的趨勢(陳,1998)。

二、模式檢定方法

預測的正確程度是一般預測研究所採用的評判標準 (Lawrence, 2005),常採用的檢定方法包括誤差平方和、平均誤差平方、均方誤差、泰爾不等係數、平均絕對誤差百分比,以及平均平方根百分比誤差等。這些檢定法之目的即是針對一般模式來比較其正確性 (accuracy) 與解釋變動之能力 (explainability) (吳,2003)。

本研究在六種檢定法中挑選出鑑別力較強且使用方便的方法,包括 (1) 泰爾不等係數 (Theil' inequality coefficient, THEIL)、(2) 誤差平方和 (sum of squares error, SSE) 與 (3) 平均絕對誤差百分比 (mean absolute percentage error, MAPE) 三種 (陳,2005a) 來做研究。將預測結果先使用泰爾不等係數來判定模式預測能力的表現,再藉由誤差平方和及平均絕對誤差百分比來檢定預測結果是否準確。

(一) 泰爾不等係數

在模式預測表現方面,可引用泰爾不等係數 (THEIL) 來做檢定,其計算方法如下:

$$THEIL = \frac{RMSE}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum y^2}}$$

RMSE: 均方誤差

y: 觀測值

n: 觀測值數目

當 THEIL 之值小於 0.55 時,模式之預測能力可視為良好 (黃,2002)。

(二) 誤差平方和

在模式預測正確性的估計方面,經常可使用誤差平方和 (sum of squares error, SSE) 來加以判斷。當其值愈小時,表示預測值與觀測值間的離散程度愈小,即預測結果愈佳。其計算方法如下 (Zou, 2004):

$$SSE = \sum (y - y')^2$$

y: 觀測值

y': 預測值

(三) 平均絕對誤差百分比

進行模式正確性比較時,可採用平均絕對誤差百分比 (mean absolute percentage error, MAPE) 來作為評判的標準 (Bolger, 2004)。當其值愈小時,表示預測值與觀測值間的誤差愈小,結果也愈好 (蔡,2001)。其計算方法可用下式來表示:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y - y'}{y} \right| \times 100\%$$

y: 觀測值

y': 預測值

n: 預測值數目

其評估準則如表 1 所示。

三、模式預測能力提升率

模式預測能力提升率可藉由 SSE 檢定值的變化來予以評估 (陳,2005b),用來觀察經過不同模式校正方法後,模式預測能力是否有所提升,其計算方法可以下式來表示:

$$IR = \frac{SSE_1 - SSE_2}{SSE_1}$$

IR: 模式預測能力提升率

表 1. MAPE 預測準確度之評估標準

Table 1. Standards of the predictive accuracy for MAPE.

MAPE	預測能力
<10%	高精確度
10%~20%	良好
20%~50%	合理
>50%	不正確

資料來源：黃，2002。

SSE_1 ：未經校正模式之誤差平方和數值

SSE_2 ：經過校正模式方法之誤差平方和數值

研究方法

一般爲了評估水庫優養化情形，大部分都採用 Carlson 多變數指標法 (楊，2001)。根據葉綠素 a 濃度、透明度與總磷濃度，分別計算優養指數值 (TSI)，用來評判優養化程度 (Xu，2001)。

根據大甲河流域河川水質長期追蹤計畫工作報告計算 TSI 的三種水質資料中，以總磷最爲完整 (陳，1999)，且總磷亦爲一般地表水優養化的控制因子 (Jarvie，2005)，故本研究是選擇以 TSI (TP) 作爲優養化程度之判斷依據。至於葉綠素 a 濃度與透明度 2 個指標，由於資料不足暫不採用，日後可藉由遙測技術或模式評估等方式做補值工作 (吳，2001)，然後再進行進一步的研究工作。

降低模式預測誤差一直是模式預測相關研究的主題之一 (Franses，2005)，而本研究主要目的亦在於提升預測模式的準確度，所採用的方法爲調整模式所依據的時距 (也就是模式時距)，來作爲預測值計算的基準。研究中先採用 3 種不同的模式時距，包括 12、8 與 4 年，初步找尋各模式之最佳模式時距，然後再依各模式的預測表現繼續逼近，直到

找出最佳模式時距之位置爲止。

研究數據時間僅止於 88 年 5 月，是因爲考量 88 年 9 月 21 日大地震的影響，希望能避開此單一特殊事件，以免影響模式的預測能力 (李，2000)。至於大地震前後所造成的影響，則留待日後再加以研究。

研究中所使用的預測模式有虛擬變數模式、相加性模式與相乘性模式三大類，而本研究群之前經過不同模式的預測能力比較後，發現相加性模式在考慮誤差因子時 (T+S+C+I) 有較高的預測準確度，而相乘性模式則是不考慮誤差因子時 (T×S) 有較好的表現 (陳，2005a)。另外，亦發現在所使用的預測時距中，虛擬變數法以「年」爲單位時之預測能力最佳，而相加法與相乘法則是以「月」爲單位時有最好的預測結果 (陳，2005b)。因此，在本研究中，虛擬變數法將採逐年推算，而相加法與相乘法則採逐月推算的方法。

整個研究流程如圖 1 所示，第 1 個虛線框爲不同預測模式的選擇，第 2 個則是不同預測時距的選擇，而第 3 個虛線框中即爲本研究的範疇 — 不同模式時距選擇之研究。

各個模式的計算方法說明如下：

(一) 虛擬變數法

虛擬變數法主要是由 3 個部分所組成，分別是長期變化、季節變化與誤差，而在實際計算時並不考慮誤差的計算。計算時分別依照不同模式時距的使用，算出預測所根據的歷史模式後，再依逐年變動計算的方式推求出 85-88 年之預測值。

(二) 相加法

相加法是採用相加性模式考慮誤差的計算方法，以 TSI 數據爲 Y 值，計算時數據依照分類而採用不同的長度，經過時間數列計算方法，分別計算出 85 年以前的長期變化指

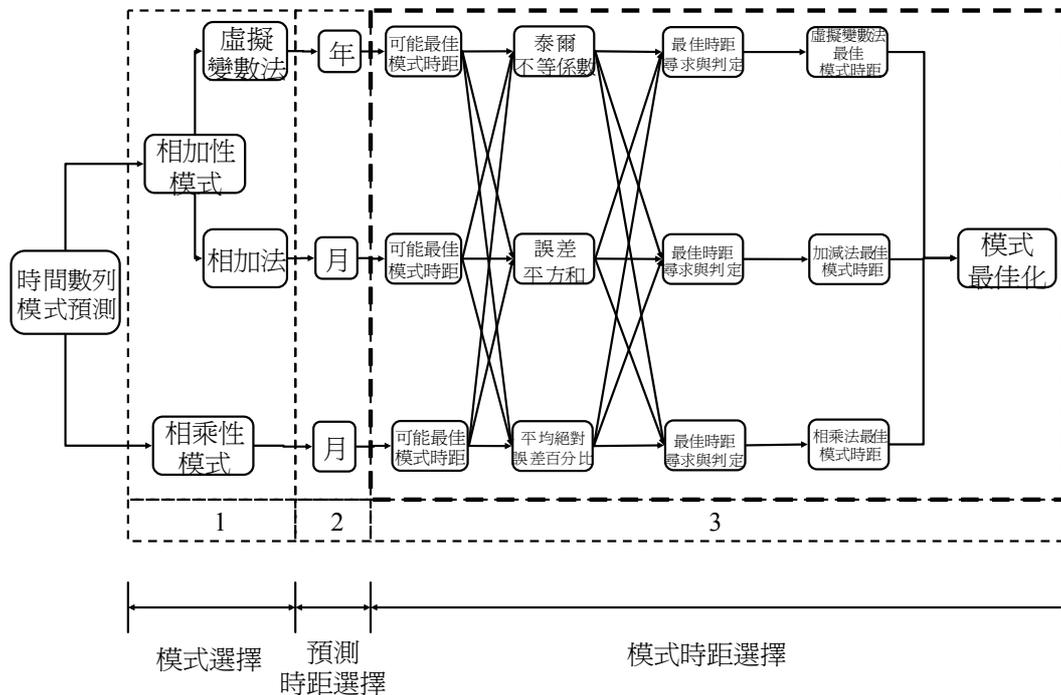


圖 1. 研究流程圖

Figure 1. Overview of the research.

標 T 與季節變化指標 S，而誤差值則是使用平均值的方式算出。最後再以計算結果為基礎，進行逐月向前預測的計算，算出所需的預測值。

(三) 相乘法

相乘法是使用相乘模式中不考慮誤差的計算方法，其計算方式與相加性方法類似，不同之處在於相乘性的形式與不計算誤差值。

結果與討論

本研究共使用 3 種模式來進行比較，分別是虛擬變數法、相加模式與相乘模式。首先，先將各個模式依不同模式時距進行運算，再使用逼近法找出各個模式之最佳模式時距。

在模式檢定方面，則使用泰爾不等係數、誤差平方和與平均絕對誤差百分比等 3 種模式檢定方法來判別最佳模式時距的位置。而為了清楚比較模式校正後對模式的改進程度，因此更以模式預測能力提升率來進行比較。

(一) 虛擬變數法

1. 模式模擬結果

先選用 12、8 及 4 年作為模式時距來運算，以尋找最佳模式時距之大概落點，其計算結果如表 2 所示。另外，亦依據表中數據繪製成圖 2 的趨勢圖。由圖中可明顯看出，以 4 年為模式時距時表現最差，趨勢變化最大，且最不吻合觀測值的變動。推測原因，可能是使用模式時距太短，甚至可能短於優養化最小完整變化週期，因此無法完全顯示其變化特性，不符合實際優養化情形。

至於 12 與 8 年兩種模式時距模擬結果，可發現兩者變化趨勢較為一致，但仍可觀察出 12 年的變動情形略大於 8 年。但在有觀測值的時間點上，則以 12 年為時距的模式數值接近觀測值的情形較以 8 年者為多。因此，最後推測虛擬變數法之最佳模式時距應落在接近 12 年的位置。

我們再使用 13 與 11 年作為模式時距來進行計算，以推求最佳模式時距，計算結果與趨勢變化圖亦如表 2 及圖 2。由圖中可約略看出以 11 年為模式時距時，其變化趨勢較

不同於 12 和 13 年者，但由於模擬結果相當接近，應進一步使用統計方法來加以判定。另外，由圖中變化可發現，不論使用哪個模式時距，均大致呈現以「年」為單位的變化循環，亦即為優養化之年循環趨勢。

2. 模式檢定分析

由趨勢圖雖可看出大致的趨勢，但仍必須使用實際的數據來證明模式時距對模式表現的影響。本研究選用泰爾不等係數、誤差平方和、平均絕對誤差百分比與模式預測能力提升率 4 種方法來研判最佳模式時距。

表 2. 虛擬變數法之各種模式時距預測結果

Table 2. Prediction results of different model time periods for dummy method.

年	月	觀測值	13 年	12 年	11 年	10 年	8 年	4 年
85	6		69.334	68.350	68.350	59.903	54.802	61.893
	7	58.940	69.607	68.589	69.015	60.205	59.318	64.323
	8		68.071	65.996	65.968	58.322	55.589	66.200
	9	68.660	63.538	61.341	62.366	54.130	49.259	62.217
	10		66.687	69.247	69.247	62.025	61.194	68.368
	11	54.740	54.365	53.984	54.747	48.509	45.732	61.391
86	12		38.295	32.874	32.874	23.967	32.649	34.668
	1	65.030	50.757	49.641	49.641	44.730	42.816	44.128
	2		33.463	37.527	36.593	28.985	26.934	32.530
	3	65.110	59.627	57.841	57.841	54.167	52.483	51.488
	4		62.111	62.058	62.058	53.869	50.226	46.781
	5	63.080	69.626	67.857	67.857	59.496	56.709	60.380
	6		74.402	74.402	66.296	77.467	71.746	77.588
	7	58.820	72.261	72.271	64.852	71.988	70.637	81.629
	8		70.039	70.039	63.382	70.560	66.626	86.889
	9		66.470	67.082	60.315	68.519	68.238	77.729
	10		73.999	73.999	67.228	75.652	71.837	84.582
	11	54.684	58.279	58.612	53.372	61.285	57.912	76.881
87	12		37.449	37.449	29.884	43.004	40.143	58.496
	1	28.506	54.978	54.978	51.013	56.100	53.657	64.241
	2		45.352	40.506	34.087	41.905	37.566	48.225
	3		62.430	62.430	59.650	67.746	63.467	70.880
	4		66.455	66.455	58.357	66.736	62.832	57.476
	5	57.186	71.443	71.443	64.310	72.090	67.936	73.390
	6		65.473	57.803	65.453	53.314	57.510	62.176
	7		65.515	57.886	62.743	57.052	60.604	61.341
	8	44.975	64.096	56.167	62.194	53.427	55.545	73.486
	9		61.178	53.762	59.606	49.811	57.549	67.542
	10		67.002	59.876	67.529	58.987	63.783	64.916
	11	44.352	53.079	47.658	52.843	45.529	49.748	60.913
88	12		30.716	21.847	36.827	30.083	30.083	31.819
	1	45.167	47.487	43.021	46.422	41.330	41.330	42.264
	2		34.724	28.014	33.708	26.460	28.147	32.812
	3		56.575	52.983	59.380	51.589	52.763	60.200
	4		59.985	51.690	57.640	48.199	50.679	54.909
	5	36.763	64.930	57.505	63.099	55.158	56.265	60.089

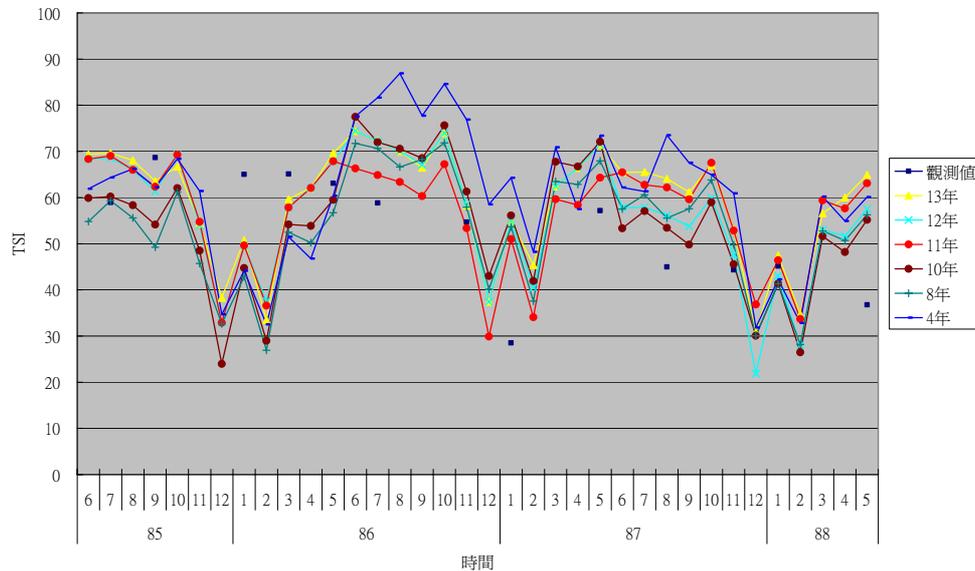


圖 2. 虛擬變數法之各種模式時距預測結果趨勢變化圖

Figure 2. Trend diagram of prediction results for different model time periods in dummy method.

模式檢定法之分析結果列於表 3，由表中可知，虛擬變數法以 12、8 及 4 年為模式時距時之模擬結果的 THEIL 值均小於 0.55 的標準，表示全部預測結果均在合理範圍內，都屬於可接受的預測模式。

在誤差平方和 (SSE) 及平均絕對誤差百分比 (MAPE) 方面，表 3 顯示在 12、8 及 4 年的模式時距中，12 年之預測誤差最小 (SSE=2131.10565，MAPE=22.298%)，4 年最大。由此可證明在虛擬變數法中，最佳模式時距應落在 12 年附近。

而在模式預測能力提升率方面 (表 3)，模式時距為 12 與 8 年時，模式預測能力均有所提升，但在 4 年時，反而下降，這表示虛擬變數法不適合使用過短的模式時距，會使預測誤差增加。

接著再針對 13 與 11 年兩組模式時距進行模式檢定分析 (表 3)，由泰爾不等係數檢

表 3. 虛擬變數法中各種模式時距之檢定結果

Table 3. Test results of different model time periods in dummy method.

模式時距	THEIL	SSE	MAPE	Improving Rate
13年	0.25751	2754.92025	25.582%	33.79%
12年	0.22648	2131.10565	22.298%	48.78%
11年	0.22551	2112.73744	21.756%	49.22%
10年	0.24148	2422.66639	23.264%	41.78%
8年	0.24945	2585.22718	24.231%	37.87%
4年	0.34471	4936.65529	35.120%	-18.64%

定可知，兩組模式時距之檢定結果均達合理模式的標準，為可接受的預測結果。至於 SSE 和 MAPE 檢定，結果顯示三種模式時距以 11 年之預測誤差最小。而在模式預測能力提升率方面，11 年的提升率 (49.22%) 亦較 12 年 (48.78%) 高。由此可知，11 年最有可能是虛

擬變數法的最佳模式時距。

爲了更確定此一結論，必須再針對以 10 年爲模式時距的情形加以分析。由表 3 可看出，以 10 年爲模式時距時，所有檢定法之結果均較 11 年爲差。因此，可以確定以虛擬變數法來預測時，其最佳模式時距爲 11 年。

(二) 相加模式

1. 模式模擬結果

相加模式初步同樣以 12、8 與 4 年爲時距進行運算，其計算結果與趨勢變化如表 4

及圖 3。由圖中可明顯看出，以 4 年爲模式時距時，趨勢變動最爲激烈，與觀測值之差距也最大，因此，4 年最不可能爲模式最佳時距，可被排除。

接著，再比較 12 與 8 年兩種時距，發現兩者之趨勢變動均較 4 年時距時爲小，但其間變動範圍差異不大，然經仔細比較後，仍可察覺以 8 年爲時距時，其變動更符合觀測值之變化，因此，可推測相加模式之最佳模式時距應在 8 年附近。

表 4. 相加法之各種模式時距預測結果

Table 4. Prediction results of different model time periods for additive method.

年	月	觀測值	12 年	9 年	8 年	7 年	4 年
85	6		71.090	71.341	71.994	69.753	73.175
	7	58.940	71.931	69.584	71.319	70.043	73.176
	8		69.653	66.442	67.778	65.167	69.889
	9	68.660	65.104	61.584	67.343	64.517	71.592
	10		73.253	74.118	73.284	71.634	66.715
	11	54.740	57.277	58.157	56.179	54.339	76.244
	12		38.974	50.680	49.600	47.673	57.251
86	1	65.030	51.944	52.013	51.957	49.859	46.024
	2		41.377	41.871	37.701	39.366	49.433
	3	65.110	61.739	65.165	64.786	62.264	40.731
	4		67.497	65.399	64.608	63.551	66.514
	5	63.080	72.286	68.879	68.060	67.457	69.063
	6		72.062	72.214	70.866	70.224	71.013
	7	58.820	70.592	70.822	69.718	70.580	74.023
	8		70.029	67.072	66.154	66.357	68.596
	9		64.800	67.558	66.529	65.548	71.895
	10		72.651	73.226	77.122	72.027	69.498
	11	54.684	57.630	55.994	53.509	54.964	79.432
	12		39.256	49.485	48.123	48.080	61.255
87	1	28.506	55.317	52.854	49.559	49.309	46.667
	2		38.987	37.459	32.513	32.255	46.693
	3		63.551	60.619	58.934	59.157	33.946
	4		61.997	62.110	60.818	58.699	52.974
	5	57.186	67.069	64.475	63.258	62.473	50.349
	6		67.485	66.502	65.555	64.581	56.319
	7		63.844	64.905	65.125	64.202	61.065
	8	44.975	65.346	62.053	60.754	60.981	58.449
	9		60.203	60.013	60.014	59.224	53.908
	10		69.055	70.476	69.338	69.707	51.922
	11	44.352	53.326	52.106	49.857	46.123	58.745
	12		44.875	41.795	40.836	40.460	45.351
88	1	45.167	45.424	43.810	41.494	43.712	18.581
	2		34.734	31.895	27.755	27.044	33.741
	3		58.716	54.887	53.979	53.407	22.413
	4		58.678	56.439	55.383	55.854	41.744
	5	36.763	63.931	58.889	56.071	59.426	30.947

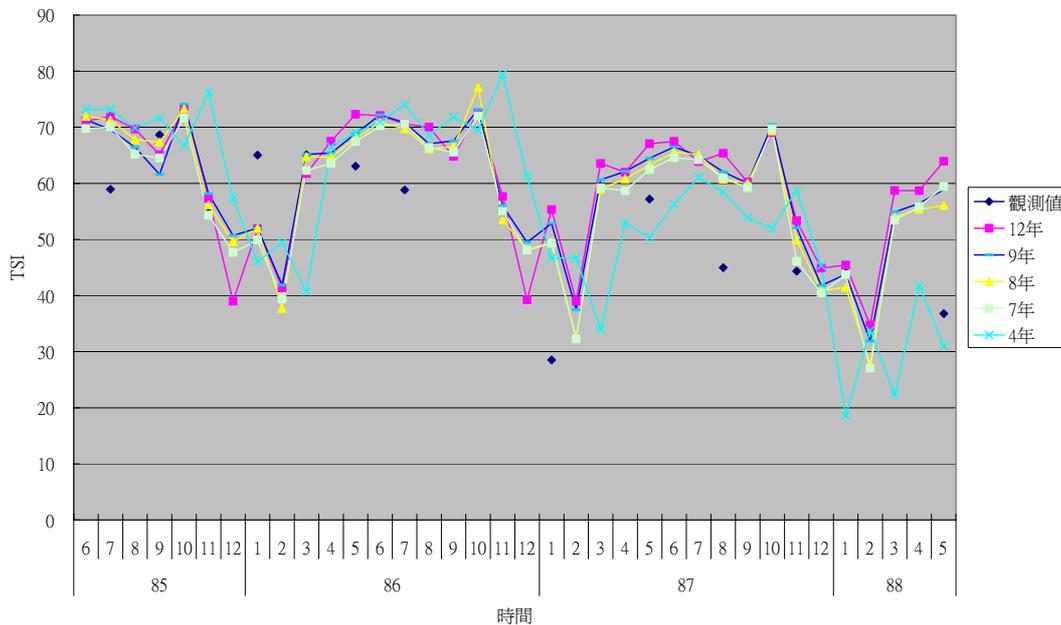


圖 3. 相加法之各種模式時距預測結果趨勢變化圖

Figure 3. Trend diagram of prediction results for different model time periods in additive method.

接著再以 9 及 7 年來推求 (表 4, 圖 3), 由圖中可看到 9、8、7 年三者的趨勢十分接近, 因此, 仍必須使用統計檢定法來鑑定最佳模式時距之正確位置。

2. 模式檢定分析

12、8、4 年之預測數據經各種檢定法鑑定結果如表 5 所示, 其中, 在泰爾不等係數鑑定方面, 顯示在此三種時距下的模式均符合檢定標準 (< 0.55), 預測結果均為合理。

在模式誤差檢定方面, 仍以 4 年表現最差, 8 年表現最好 ($SSE=1618.63029$, $MAPE=19.095\%$), 因此, 可確認此模式之最佳模式時距應落在 8 年左右。

在模式預測能力提升率方面, 亦以 8 年為時距時表現最佳, 可達 63.30%; 而 4 年表現最差, 僅 8.98%。此與虛擬變數法檢定結

表 5. 相加模式中各種模式時距之檢定結果
Table 5. Test results of different model time periods in additive method.

模式時距	THEIL	SSE	MAPE	Improving Rate
12年	0.25268	2652.65203	24.892%	39.86%
9年	0.22012	2013.01248	21.679%	54.36%
8年	0.19738	1618.63029	19.095%	63.30%
7年	0.20653	1772.18894	19.102%	59.82%
4年	0.31085	4014.59966	30.552%	8.98%

果一致, 再次證明 4 年為一過短的模式時距, 不適合應用於優養化趨勢之預測。

表 5 亦顯示 7 與 9 年兩組模式時距均通過泰爾不等係數的檢定, 均屬合理模式。而在誤差檢定方面, 發現 7 與 9 年兩組檢定誤差均較 8 年為大; 至於模式提升率方面, 也

低於 8 年的 63.30%。因此，經模式鑑定分析後確認相加模式之最佳模式時距為 8 年。

(三) 相乘模式

1. 模式模擬結果

相乘模式以 12、8 及 4 年為模式時距之預測結果和趨勢變化分別如表 6 與圖 4。由圖中可知，與其他模式的情形類似，仍以 4 年為模式時距時之變動最為激烈，與觀測值差異最大。若比較 12 及 8 年兩種時距，則發現 8 年之預測趨勢變動較 12 年緩和，也較符合觀測值的變化。因此，可判定相乘與相加

模式類似，最佳模式時距應落在 8 年附近。

因此，我們再使用 9 與 7 年為模式時距進行預測 (表 6, 圖 4)，然而從趨勢圖卻難以辨別 9、8、7 年三者間的差異，故仍須藉由統計檢定法進行探討。而由圖 4 依然可清楚看出在相乘模式中優養化的年循環趨勢。

2. 模式檢定分析

12、8 與 4 年三種模式時距之分析結果如表 7 所示，三組都通過泰爾不等係數的檢驗，預測結果均屬合理。

表 6. 相乘法之各種模式時距預測結果

Table 6. Prediction results of different model time periods for multiplicative method.

年	月	觀測值	12 年	9 年	8 年	7 年	4 年
85	6		72.492	75.250	72.623	70.087	74.705
	7	58.940	73.623	75.660	72.927	71.530	81.922
	8		71.717	71.705	69.815	68.352	77.112
	9	68.660	65.850	62.414	66.948	62.705	64.834
	10		75.064	77.921	73.191	75.464	76.793
	11	54.740	57.105	59.425	55.446	55.967	74.311
86	12		37.357	49.787	46.225	45.066	46.044
	1	65.030	52.725	55.008	50.956	49.907	50.035
	2		35.813	37.053	34.639	33.878	35.456
	3	65.110	62.046	67.015	62.495	60.758	60.719
	4		67.831	66.500	63.576	62.566	48.398
	5	63.080	73.691	70.608	67.237	64.855	65.862
	6		73.729	75.634	73.528	70.656	77.508
	7	58.820	72.466	74.086	70.318	67.475	72.846
	8		72.451	72.375	69.290	76.236	96.796
	9		65.315	69.775	64.316	65.418	73.509
	10		74.771	75.851	75.984	75.891	79.207
	11	54.684	58.458	57.336	56.037	58.898	69.513
87	12		37.811	47.913	45.543	45.120	47.673
	1	28.506	65.716	54.853	52.358	51.247	50.719
	2		34.671	33.921	32.031	31.822	33.535
	3		64.183	61.624	57.962	57.578	61.645
	4		61.494	61.852	58.609	58.130	63.115
	5	57.186	67.919	64.881	60.484	59.784	61.370
	6		68.706	67.964	67.983	64.708	63.896
	7		65.538	66.316	61.909	59.568	57.808
	8	44.975	67.558	67.274	72.014	70.297	64.320
	9		61.082	60.571	59.486	58.137	56.653
	10		70.800	71.638	68.650	68.779	57.336
	11	44.352	55.071	53.811	54.152	56.014	51.147
88	12		44.496	41.870	40.052	40.366	35.836
	1	45.167	47.535	46.003	43.271	43.245	37.812
	2		32.643	30.622	29.630	29.772	26.184
	3		60.467	55.342	53.558	50.772	50.590
	4		59.292	55.753	53.866	50.267	47.903
	5	36.763	65.765	58.976	57.041	60.364	50.254

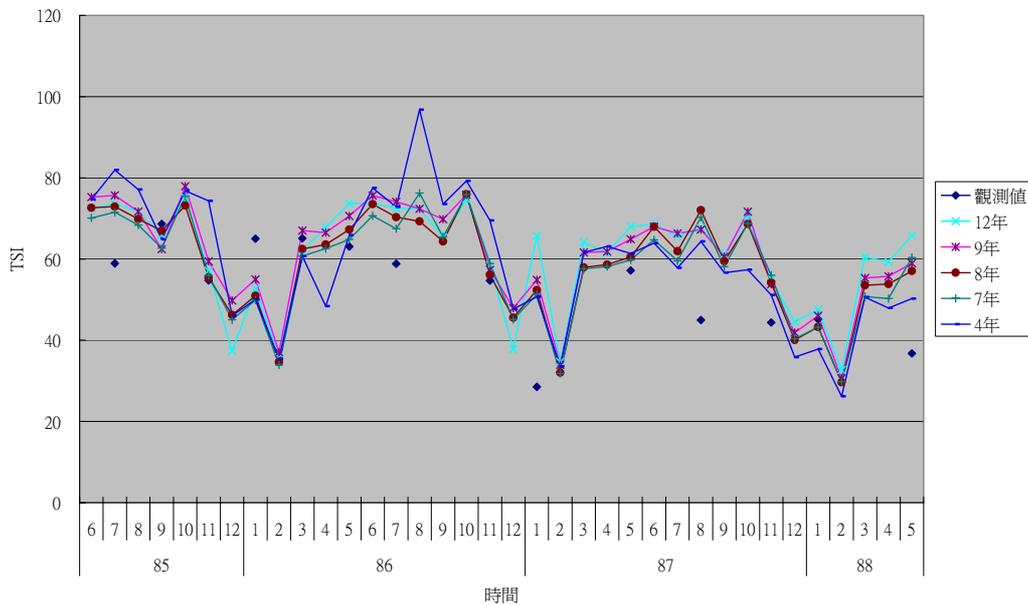


圖 4. 相乘法之各種模式時距預測結果趨勢變化圖

Figure 4. Trend diagram of prediction results for different model time periods in multiplicative method.

表 7. 相乘模式中各種模式時距之檢定結果
Table 7. Test results of different model time periods in multiplicative method.

模式時距	THEIL 檢定	SSE	MAPE	Improving Rate
12年	0.29739	3674.28399	29.406%	16.07%
9年	0.24898	2575.50971	24.726%	41.17%
8年	0.23919	2376.96794	22.342%	45.70%
7年	0.24039	2400.75680	23.058%	45.16%
4年	0.25782	2761.73725	25.860%	36.91%

至於預測誤差檢定方面，表 7 顯示以 8 年為模式時距時最低 (SSE=2376.96794, MAPE=22.342%)。與相加法不同的是，在相乘模式中以 12 年為時距時的誤差反而較 4 年者為高，原因可能在於觀測值不足，且在兩時距差異較大處剛好無觀測數據；另外，在 87 年 1 月這個時間點上，12 年之誤差又遠大

於 4 年者，故最後在誤差檢定時乃出現上述結果。

而在模式預測能力提升率方面，表 7 顯示在 12、8 與 4 年三種模式時距中，仍以 8 年的提升率最高，可達 45.70%。由此可知，相乘模式之最佳模式時距應落於 8 年附近。

接著再將 7 與 9 年之預測結果進行檢定 (表 7)，由表中數據可知，兩者皆通過泰爾不等係數的檢定。而在誤差和預測能力提升率方面，雖然 7 與 9 年兩者和 8 年的檢測結果相差不大，但仍以 8 年的誤差最小，提升率亦為最高。因此，最後可確認相乘法之最佳模式時距與相加法一樣，同為 8 年。

(四) 模式檢定結果總結

將表 3、5、7 中虛擬變數法、相加法與相乘法之最佳檢定結果整理成表 8，可明顯看出 11 年為虛擬變數法之最佳模式時距；至

表 8. 三種預測方法之最佳模式時距檢定結果

Table 8. Test results of the best model time period in three predictive methods.

預測方法	最佳 模式時距	THEIL 檢定	SSE 檢定	MAPE 檢定	預測能力 提升率
虛擬變數法	11 年	0.22551	2112.73744	21.756%	49.22%
相加法	8 年	0.19738	1618.63029	19.095%	63.30%
相乘法	8 年	0.23919	2376.96794	22.342%	45.70%

於相加與相乘法，則均為 8 年。

在三種模式中，相加法表現最佳 (表 8)，不但預測誤差最小 (SSE=1618.63029，MAPE=19.095%)，且預測能力提升率也最高 (=63.30%)。至於虛擬變數法與相乘法，由表 8 可知二者之表現相近，其預測能力提升率分別可達 49.22 和 45.70%。

表 8 亦顯示，經過預測時距與模式時距校正後，三種預測方法的模式預測能力提升率均接近 50% 左右，表示可減少 50% 的誤差，亦即此種校正法有助於提升模式預測的準確度。

(五) 模式時距校正對模式的影響

藉由模式時距校正後，三種預測方法之模式預測能力幾乎均有所提升 (表 3、5、7)，但隨著時距的不同，提升率亦呈現極大的差異。尤其是以 4 年為模式時距的虛擬變數法，其預測提升率為-18.64% (表 3)，表示此一模式時距校正不但沒有提升模式預測能力，反而有降低的情形。

因此，為了進一步瞭解使用模式時距校正後，是否對本研究中 3 種模式之預測能力有實際的提升作用，我們再將全部的觀測值作為模式時距來進行分析。亦即 3 種模式均以民國 72 年 1 月~ 85 年 5 月共 13 年 5 個月 (為方便表示，研究中標記為 14 年) 的數據作為模式時距，並使用先前進行預測時距研究 (陳，2005b) 時的基準來計算預測結果。

經模式時距校正後，3 種預測方法之模式預測能力提升率與先前預測時距校正結果 (陳，2005b) 互相比較 (表 9)。由表中可知，使用模式時距校正後，對相加法及相乘法均有所提升，而對虛擬變數法則反而有下降的情形。由此可知，使用模式時距校正法能提升相加法及相乘法的預測能力，但對於虛擬變數法則產生不利的情形。

表 9. 模式時距校正對模式預測能力之影響

Table 9. Influence of model time periods on model predictive ability.

預測方法	模式預測能力提升率	
	預測時距	模式時距
虛擬變數法	51.41%	31.67%
相加法	28.60%	35.23%
相乘法	20.68%	26.26%

因此證明使用模式時距校正並無法有效提升虛擬變數法之預測能力，也就是說，先前得到以 11 年為模式時距時為其最佳模式並不成立。以模式提升率來看，11 年模式時距校正時達 49.22%，然先前 (陳，2005b) 在進行預測時距校正時則為 51.41%。因此，代表使用特定時距截斷型資料之模式時距的做法並不適合虛擬變數法，應將最佳模式時距修正為長期累積而無刪減型的資料，也就是

使用本研究時間範圍中所有觀測值來建立模式時會有最佳的預測能力。

(六) 模式校正綜合討論

時間序列模式預測校正由一開始的模式選擇、預測時距選擇到最後的模式時距選擇，每一階段的結果如表 10 所示。將初始模式與最後經模式時距校正後的結果互相比較，可發現模式誤差明顯下降，亦即校正後的模式愈能準確預測優養變化趨勢，其中以相加法模式提升最多，可達 63.30%，而虛擬

變數法及相乘法則分別是 51.41 和 45.70%。

從表 10 亦可看出，除了虛擬變數法外，相加與相乘法經模式時距校正後，模式預測能力均再被提升，分別增加了 34.70 與 25.02 %。此外，有關虛擬變數法經模式時距校正後產生誤差平方和 (SSE) 上升與平均絕對誤差百分比 (MAPE) 略為下降的不一致情形，原因可能是 MAPE 值的計算是採取誤差的絕對值，因此當兩模式誤差十分相近時，就可能會出現不一致的情形。

表 10. 時間序列模式校正之預測結果
Table 10. Prediction results of time series model calibration.

採用模式	校正因子	THEIL	SSE	MAPE	模式預測能力提升率
虛擬變數法	原 模 式	0.27970	4160.96900	27.07%	標準對照組
	預測時距	0.22060	2021.83251	21.79%	51.41%
	模式時距	0.22551	2112.73744	21.76%	49.22%
相加法	原 模 式	0.28798	4410.80600	28.07%	標準對照組
	預測時距	0.27532	3149.22346	27.04%	28.60%
	模式時距	0.19738	1618.63029	19.10%	63.30%
相乘法	原 模 式	0.28690	4377.71067	27.28%	標準對照組
	預測時距	0.28910	3472.45493	28.03%	20.68%
	模式時距	0.23919	2376.96794	22.34%	45.70%

結論與建議

研究發現虛擬變數法、相加法與相乘法可使用模式時距校正來尋找最佳模式時距，其中，虛擬變數法為 14 年，相加與相乘法則均為 8 年。因此，根據研究結果建議德基水庫之最佳模式時距為 8 年，在選擇觀測值時距為 8 年時，使用相加法預測結果最準確，可藉此提升模式預測能力，並節省管理成本。

使用模式時距校正，對相加與相乘法均具有提升模式預測能力的功效，亦即在結合預測時距與模式時距校正後，相加與相乘法模式之預測能力提升率可分別達 63.30 與

45.70%。另外，研究發現模式時距校正對虛擬變數法無益，亦即在結合預測時距與模式時距校正後，模式預測能力提升率僅能達 49.22%，反而低於僅使用預測時距校正後的 51.41%。不過，就整體而言，校正後平均模式預測能力提升率可達 50%以上，效果相當好，且以相加模式表現最佳。

研究證明進行模式預測時並非累積越長越多的觀測值就能預測越準確，而是應該使用最符合該預測對象自然機制循環的模式時距，才能得到最好的預測結果。本研究結果發現，有關德基水庫優養化趨勢預測，使用

相加與相乘法時，最佳模式時距為 8 年；至於此一時距是否適合其他水體的優養化預測？則有待進一步研究。另外，模式時距校正對虛擬變數法不適用，是否為計算機制的關係？這些問題將可在未來進一步對優養化動力機制實行研究。

參考文獻

1. 李佳叡 (2000)，「實施隔週休二日對到訪森林遊樂區人數改變之分析—時間數列介入分析模型之應用」，碩士論文，台灣大學。
2. 吳仁杰 (2003)，「時間序列及橫斷面評價模式應用之比較」，碩士論文，中原大學。
3. 吳俊穎 (2001)，「衛星影像監測永和山水庫水質之研究」，碩士論文，中華大學。
4. 林昭映 (2004)，「以水質自動監測系統與統計方法分析日月潭水庫之水質變化趨勢」，碩士論文，大葉大學。
5. 黃意茹 (2002)，「都市綠覆率與氣溫之相關研究~衛星影像類神經網路分類法之應用」，碩士論文，逢甲大學。
6. 陳伶姮 (2000a)，「河川旬流量時間序列研究 — 以石門水庫入流量為例」，碩士論文，海洋大學。
7. 陳登源、楊錦洲、林茂文、蔡豐清 (1997a)，「管理數學」，國立空中大學發行，台北縣。
8. 陳鴻烈、梁家柱、王久泰、鄭慧玲 (1999)，「利用相加性季節變動模式之德基水庫優養化時間數列分析」，水土保持學報，第三十一卷，第三期，第 139~144 頁。
9. 陳鴻烈、梁家柱、王久泰、鄭慧玲 (2000b)，「以多變量統計主因子分析法探討德基水庫水質之變異性研究」，水土保持學報，第三十二卷，第一期，第 5~10 頁。
10. 陳鴻烈、梁家柱、王久泰、鄭慧玲 (2000c)，「德基水庫優養化之空間分析研究」，水土保持學報，第三十二卷，第三期，第 117~124 頁。
11. 陳鴻烈、梁家柱、羅惠芬、鄭慧玲 (2004)，「水庫優養化時間序列模式分析之比較研究」，水土保持學報，第三十六卷，第二期，第 169~178 頁。
12. 陳鴻烈、蔡大偉 (2005a)，「不同模式之預測能力研究」，水土保持學報，第三十七卷，第二期，第 127~138 頁。
13. 陳鴻烈、蔡大偉 (2005b)，「不同預測時距對模式預測能力影響之研究」，水土保持學報，第三十七卷，第三期，第 237~250 頁。
14. 陳鴻烈、鄭慧玲 (1997b)，「台中縣政府大甲溪及德基水庫水質監測研究方案」，台中縣環境保護局委託研究計畫，pp.94~117。
15. 陳鴻烈、鄭慧玲 (1998)，「水庫優養化之時間數列分析研究」，水土保持學報，第三十卷，第四期，第 331~337 頁。
16. 楊雅梅 (2001)，「台灣水庫集水區水質指標與管理系統建立之研究」，碩士論文，台灣大學。
17. 經濟部水利署德基水庫集水區管理委員會(1983~1996)，「德基水庫集水區整體治理計畫水質監測與管理模式研究」。
18. 蔡裕春 (2001)，「台灣地區營造工程物價指數預測之研究~以類神經網路與 ARIMA 模式」，碩士論文，輔仁大學。
19. Bechmanna, M. E., D. Bergeb, H. O. Eggestada, and S. M. Vandsemb (2005), "Phosphorus Transfer from Agricultural Areas and Its Impact on the Eutrophication of Lakes — Two Long-Term Integrated Studies from Norway", *Journal of Hydrology*, Vol. 304, pp.238~250.
20. Bolger, F. and D. Onkal-Atay (2004), "The Effects of Feedback on Judgmental Interval

- Predictions”, *International Journal of Forecasting*, Vol.20, pp.29~39.
- 21.Franses, P. H. and D. van Dijk (2005), “The Forecasting Performance of Various Models for Seasonality and Nonlinearity for Quarterly Industrial Production”, *International Journal of Forecasting*, Vol.21, pp.87~102.
- 22.Jarvie, H. P., M. D. Jürgens, R. J. Williams, C. Neal, J. J. L. Davies, C. Barrett, and J. White (2005), “Role of River Bed Sediments as Sources and Sinks of Phosphorus Across Two Major Eutrophic UK River Basins: The Hampshire Avon and Herefordshire Wye”, *Journal of Hydrology*, Vol. 304, pp.51~74.
- 23.Lawrence, M. and M. O’Connor (2005), “Judgmental Forecasting in the Presence of Loss Functions”, *International Journal of Forecasting*, Vol.21, pp.3~14.
- 24.Xu, F.-L., S. Tao, R. W. Dawson, and B.-G. Li (2001), “A GIS-Based Method of Lake Eutrophication Assessment”, *Ecological Modelling*, Vol.144, pp.231~244.
- 25.Zou, H. and Y. Yang (2004), “Combining Time Series for Forecasting”, *International Journal of Forecasting*, Vol.20, pp.69~84.

水土保持學報 38(2) : 141-156 (2006)

Journal of Soil and Water Conservation, 38(2) : 141-156 (2006)