

應用類神經網路及灰色模型預測都市污水處理廠營運初期 污泥量及污泥性質之研究

陳志偉¹、陳宏銘²、何欣憲³

¹內政部營建署下水道工程處正工程司

²內政部營建署下水道工程處副工程司

³內政部營建署助理工程師

摘 要

台灣地區目前許多都市污水處理廠正進入營運期之起步階段，為瞭解初期營運污泥量及污泥性質，建立模式預測污泥量及污泥性質及後續印證實有其必要性，本研究採用倒傳遞類神經網路 (Back-Propagation Neural Network, BNN) 以及灰色模型 (Grey Model, GM) 探討及預測都市污水處理廠營運初期脫水污泥量及性質變化。

結果顯示採用倒傳遞類神經網路對於脫水污泥量 (Kg/day) 及污泥含水率 (%) 等變化預測模擬結果皆相當良好 (模擬值與實際觀測值之相關係數值皆達 0.89)，另測試部份模擬結果亦相當良好 (相關係數值皆達 0.70 以上)，總的顯示對污水處理廠含水率較污泥量預測效果為最佳。至於採用灰色模型模擬結果顯示，污泥量及含水率模擬值與測試值之相關係數皆低於 0.40，然總體結果顯示 RGM(1,1)模型對污水處理廠污泥量及含水率預測效果最佳，由於都市污水處理廠營運初期之接管率未達飽和，預測效果未如預期，後續仍有待提昇。

綜上，倒傳遞類神經網路所得都市污水處理廠之污泥量及污泥含水率變化情形不論就相關係數或 MAPE 值比較，整體而言預測效果較灰色模型良好，本研究相關結果可供都市污水處理廠營運初期操作之參考。

關鍵字：都市污水處理廠，進出流水質、進出流量、倒傳遞類神經網路、灰色模型、生化需氧量、化學需氧量、懸浮固體物、污泥量、含水率

一、前言

污水下水道之普及化可減低及避免污水放流對水體造成之污染，截至96年4月底台灣地區公共污水下水道用戶接管普及率約為 15.30%，這顯示台灣地區之

污水處理廠接管率未達飽和，故機具之使用率未如預期，為確保污水處理廠處理成效，除須定期監測污水處理廠進、出流水水質、水量變化外，尚須了解每日產生之污泥量及污泥含水率。然而每日產生之污泥量、含水率變化不一，其性質也有很大區別，為有效了解污泥量及性質變化，則又需花費大量時間與成本進行實驗，如能利用相關數學模式預測模擬污泥量及性質變化，亦可幫助污水處理廠先行預測可能發生之問題，提供問題有效因應對策。

灰色系統 (Grey system, GM) 要求少量數據，且針對事物的不明確性、多變量輸入、信息不完全進行關聯分析、模型建構及預測等 (鄧聚龍、郭洪, 1996)。類神經網路 (Neural Network, NN) 為一種能快速且正確地映射出其中之輸入—輸出之關係模式，其主要運作方式為透過訓練，不斷地調整節點間之權重值與偏權值，使網路所經計算之輸出結果越接近目標輸出 (Yen and Langari, 1999; Hagan et al., 1996)。

Choi 和 Park (2001) 比較多變量迴歸架構的類神經網路與統計中的主成份分析於工業廢水水質預測當中，其結果顯示多變量迴歸架構的類神經網路對於水質預測能力優於主成份分析 (principal component analysis)，故此可應用於污水處理廠的自動化操作系統中。Pai 等 (2005) 利用倒傳遞類神經網路及灰色理論 GM(1,1) 模型對工業區廢水處理廠進行建模。GM(1,1) 模型部份，利用廢水處理廠各出流水水質之監測數據進 GM(1,1) 建模，並對廢水處理廠各出流水水質進行時間序列之灰預測。研究結果顯示，兩種模式皆對該廠 COD 與 BOD 出流濃度之預測效果較佳，對 SS 出流濃度之預測效果較差。

由於目前都市污水處理廠營運之接管率未達飽和，如能以既有污水處理廠進、出流量及水質預測都市污水處理廠所產生之污泥量及污泥含水率，將可供營運操作之參考。

二、方法與步驟

本研究採用以倒傳遞類神經網路 (Back-Propagation Neural Network, BNN) 及灰色模式之理論應用於都市污水處理廠之初期營運上預測污水處理廠每日污泥量以及含水率變化情形，目前該廠區服務地區面積為 2168.171 ha、全期服務人口約為 200,000 人、用戶污水處理率 93.55~94.18 % (含用戶接管普及率及污水截流率)，接管水量介於 20,010~10,2170 CMD，收集 94 年 8 月至 95 年 12 月共 71 筆之進、出廠水量、水質資料包括生化需氧量 (biochemical oxygen demand, BOD)、化學需氧量 (chemical oxygen demand, COD) 懸浮固體物 (suspended solids, SS) 以及每日污泥量及污泥含水率。

2.1 模式原理與架構

2.1.1 類神經網路

類神經網路係指模仿生物神經網路的一種資訊處理系統，生物神經網路是由許多個神經細胞（又稱為神經元 (Neuron)）所組成，而神經元是腦組織的基本單元。(Martin T.1996.)

類神經網路架構主要包含了輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer) 與輸出層 (output layer) 三部分，如圖 1 輸入、輸出層皆為單一層，隱藏層則可由一層至數層。而輸入層正是代表生物神經網路中所接收到之刺激，進而在隱藏層中進行權重之調變處理，最後在輸出層將結果輸出。

利用 MATLAB 程式建立類神經網路，建立步驟先將原始數據分為訓練數據集及測試數據集兩部份。利用訓練數據集修改神經元間之權重值與偏權值，使網路之輸出值越接近目標輸出值，而讓網路能映射出正確的輸入與輸出之關係模式，訓練之後再以測試數據集驗證網路之準確性。

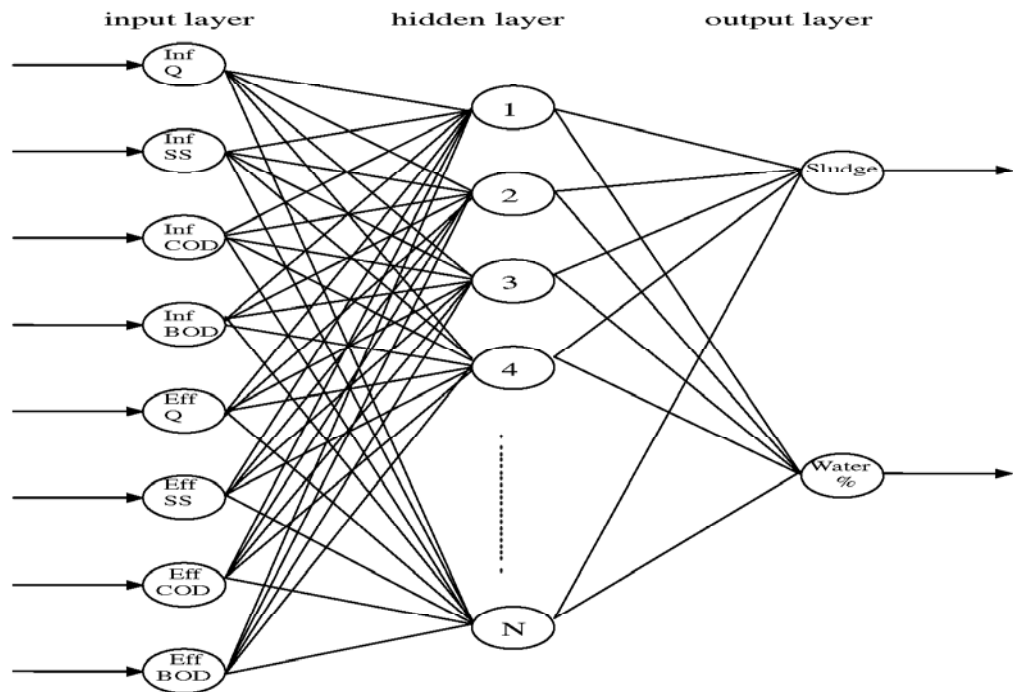


圖 1 類神經網路架構圖

本研究共收集 71 筆數據，取其 65 筆為訓練數據，以另 6 筆數據為測試數據；輸入層採以 8 個輸入變數，分別為進流量及進流 BOD (mg L^{-1})、COD (mg L^{-1})、S.S. (mg L^{-1})，出流量及出流 BOD (mg L^{-1})、COD (mg L^{-1})、S.S. (mg L^{-1})；輸出層為 2 個輸出變數分別為污泥量(kg/d)、含水率(%)。

對於隱藏層神經元個數之決定，乃採用(輸入參數+輸出參數)乘以 1、1.5、2 倍方式處理；訓練速率設定於 0.1 下進行訓練。訓練次數為 50,000 次進行訓練試

驗。

2.1.2 灰色模型

主要針對系統模型不明確、資訊不完整之情況下，由系統現有之資訊推知系統的未來，並利用灰生成方式尋找出系統內部潛藏的規律，藉此建立灰色系統模型以近似此規律，而灰色系統模型是揭示系統內部事物連續發展變化過程的模型，一般皆用微分方程表示之。

以下先行敘述 GM (1,N) 模型之理論基礎：

灰色系統模型理論中，如果在序列 $x_1(k), x_2(k), x_3(k), \dots, x_N(k)$ 中， $x_1(k)$ 為系統行為的主要行為，而 $x_2(k), x_3(k), \dots, x_N(k)$ 為影響主行為之因子，則可利用 GM(1,N) 模型做分析，其步驟為（溫坤禮等，2002）

令原始序列：

$$\begin{aligned} x_1^{(0)} &= \{x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(k)\} \\ x_2^{(0)} &= \{x_2^{(0)}(1), x_2^{(0)}(2), \dots, x_2^{(0)}(k)\} \\ x_3^{(0)} &= \{x_3^{(0)}(1), x_3^{(0)}(2), \dots, x_3^{(0)}(k)\} \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \\ &\vdots \\ x_N^{(0)} &= \{x_N^{(0)}(1), x_N^{(0)}(2), \dots, x_N^{(0)}(k)\} \end{aligned} \quad (1)$$

建立 AGO (Accumulated Generating Operation) 序列：

$$\begin{aligned} x_1^{(1)} &= \{x_1^{(1)}(1), x_1^{(1)}(2), \dots, x_1^{(1)}(k)\} \\ x_2^{(1)} &= \{x_2^{(1)}(1), x_2^{(1)}(2), \dots, x_2^{(1)}(k)\} \\ x_3^{(1)} &= \{x_3^{(1)}(1), x_3^{(1)}(2), \dots, x_3^{(1)}(k)\} \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \\ &\vdots \\ x_N^{(1)} &= \{x_N^{(1)}(1), x_N^{(1)}(2), \dots, x_N^{(1)}(k)\} \end{aligned} \quad (2)$$

根據 GM(1,N) 型式，將 AGO 後之數式組合成：

$$x_1^{(0)}(k) + az_1^{(1)}(k) = \sum_{j=2}^N b_j x_j^{(1)}(k) \quad (3)$$

其中 $z_1^{(1)}(k) = 0.5x_1^{(1)}(k) + 0.5x_1^{(1)}(k-1)$, $k \geq 2$
利用第 3 式，代入各個生成後之數值，得到下式：

$$\begin{aligned} x_1^{(0)}(2) + az_1^{(1)}(2) &= b_2 x_2^{(1)}(2) + \dots + b_N x_N^{(1)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) + az_1^{(1)}(3) &= b_2 x_2^{(1)}(3) + \dots + b_N x_N^{(1)}(3) \\ &\vdots \\ x_1^{(0)}(n) + az_1^{(1)}(n) &= b_2 x_2^{(1)}(n) + \dots + b_N x_N^{(1)}(n) \end{aligned}$$

(4)

再將第 4 式轉成矩陣型式：

$$\begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \cdots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \cdots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \cdots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix}$$

(5)

根據最小平方法則，解出 $\hat{\theta} = (B^T B)^{-1} B^T Y$ ，其中：

$$Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \cdots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \cdots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \cdots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad \hat{\theta} = \begin{bmatrix} a \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix}$$

因此即可求得主行為因子和各個因子之間的關係。對於 GM(1,N)模型而言，由結果中可以得知系統中各輸入對輸出影響關係之大小，亦可利用預測型 GM(1,N)的衍生模型進行預測。本研究利用 GM(1,N,x(1))模型進行預測，如第 6 式所示（鄧聚龍、郭洪，1996）。

$$\hat{x}_1^{(0)}(k) = \sum_{i=2}^N \beta_i x_i^{(1)}(k) - \alpha x_1^{(1)}(k-1) \quad (6)$$

其中

$$\alpha = \frac{a}{1 + 0.5a}, \quad \beta_i = \frac{b_i}{1 + 0.5a}$$

研究架構，乃針對營運初期之污水處理廠之污泥餅量及污泥含水率做研究，了解營運初期污水處理率對污水處理廠之污泥餅量及污泥含水率變化關係，並挑選適當之參數進行模型建構，利用灰色系統模型理論中之 GM(1,N)模型進行試驗，亦以前述 71 組原始資料為基礎以建模數 65 筆、測試數 6 筆之條件下對污水處理廠營運初期之污泥量及含水率進行灰色預測。

至於 GM(1,1) 模型之方法如下：

(1) 數據擷取：

建立資料序列，即

$$\mathcal{X}_1^{(0)} = (\mathcal{X}_1^{(0)}(1), \mathcal{X}_1^{(0)}(2), \dots, \mathcal{X}_1^{(0)}(K))$$

(2) 累加生成 (AGO)：

對上述序列進行累加生成，建立新資料序列，即

$$\mathcal{X}_1^{(1)} = (\mathcal{X}_1^{(1)}(1), \mathcal{X}_1^{(1)}(2), \dots, \mathcal{X}_1^{(1)}(K))$$

(3)建立灰微分方程

$$\frac{d\chi_1^{(1)}}{dt} + a\chi_1^{(1)} = u$$

(4)使用最小平方法求取微分之參數值

$$(B^T B)^{-1} B^T y_n = \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -1/2(X^{(0)}(1)+X^{(0)}(2)) & 1 \\ -1/2(X^{(0)}(2)+X^{(0)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2(X^{(0)}(N-1)+X^{(0)}(N)) & 1 \end{bmatrix}$$

$$y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), x^{(0)}(4), \dots, x^{(0)}(N)]^T$$

將各參數帶入灰微分方程中

(5)進行導數還原即可建立灰色系統模型

$$\hat{x}^{(1)}(t) = (x^{(0)}(1) - \frac{u}{a})e^{-a(t-1)} + \frac{u}{a}$$

$$\hat{x}^{(0)}(t) = (x^{(1)}(t) - x^{(1)}(t-1))$$

另 RGM (1, 1)為一次累加滾動建模利用同一數列之 N 筆數據（本研究採 36 點建模方式，N=36）建立 GM (1,1) 模型後，預測下一數據（為預測第 N+1 筆數據，而本研究為第 37 筆數據），再向後取一點實際目標值，同樣建立 GM(1,1) 模型，依此類推至最後一組數據為止，此稱為滾動建模。而建模過程採用等維新息數據擷取方法來建立灰色模型，即為新陳代謝法，當系統增加一新數據時，相對除去先前建立灰色模型數列中之最舊數據，使灰色模型中的數據量維持於一定的數額。GM 模型架構如圖 2 所示。

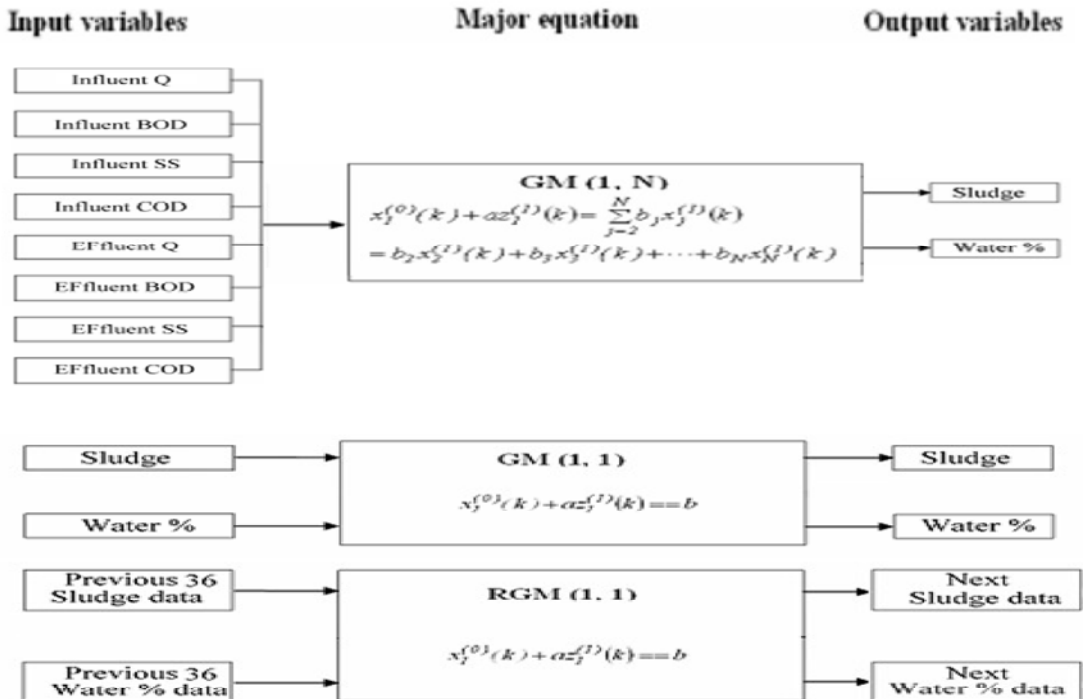


圖 2 GM 模式之整體架構

2.2 模式預測之評析及誤差分析

網路經訓練後，採用平均殘差值 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 及相關係數值 (Correlation Coefficient, R) 對於網路輸出值與目標值進行分析評估。若相關係數值越高平均殘差值越低，表示網路輸出值與實際觀測值的相似趨勢程度越好，網路的預測效能亦越佳。

平均殘差值及相關係數值定義如下：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[\left| \frac{y_i - x_i}{y_i} \right| \times 100 \% \right]$$

$$R = \frac{N \left[\sum_{i=1}^N (x_i - u_x)(y_i - u_y) \right]}{\sqrt{\left[N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2 \right] \left[N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right]}}$$

式中

N：數據個數 x_i ：預測值 y_i ：實際觀測值 u_x ：網路預測值之平均值
 u_y ：實際觀測值之平均值

三、結果與討論

3.1 類神經網路之預測

表 1 為各預測項目中，隱藏層於不同神經元個數下之 MSE 值，表中顯示 2 次測試結果之網路 MSE 值皆於神經元個數為 20 個時，呈顯最低狀況，顯示網路於神經元個數於 20 個時擁有較佳之網路架構。圖 3 為污泥量模擬結果，在訓練結果之 MAPE 為 16%，顯示模擬值與實際值觀測值差異不大；在測試方面，數據之 MAPE 為 39%，而圖中所示其模擬值與實際觀測值尚有些微差異；至於於相關係數 R 值方面訓練組與測試組分別為 0.89 及 0.73 顯示相關係數良好。

表 1 不同神經元個數下之均方誤差

神經元數	第一次 MSE 值	第二次 MSE 值
10	0.0704	0.0640
15	0.0450	0.0530
20	0.0375	0.0380

圖 4 為污水處理廠之污泥含水率變化預測結果，在訓練過程中的 MAPE 為 1%，顯示訓練過程中的模擬值跟實際觀測值近似不遠。在測試方面之 MAPE 為 5% 亦預測良好，R 值方面訓練組與測試組分別為 0.89 及 0.78 顯示相關係數良好。至於訓練速率本研究定為 0.1，訓練次數為 50,000 次。

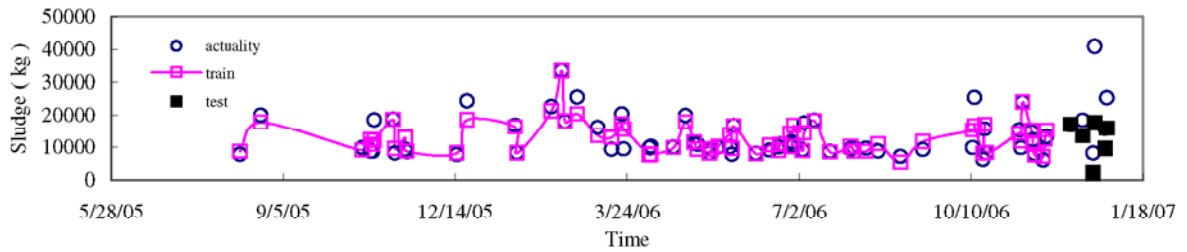


圖 3 污水處理廠污泥量預測圖

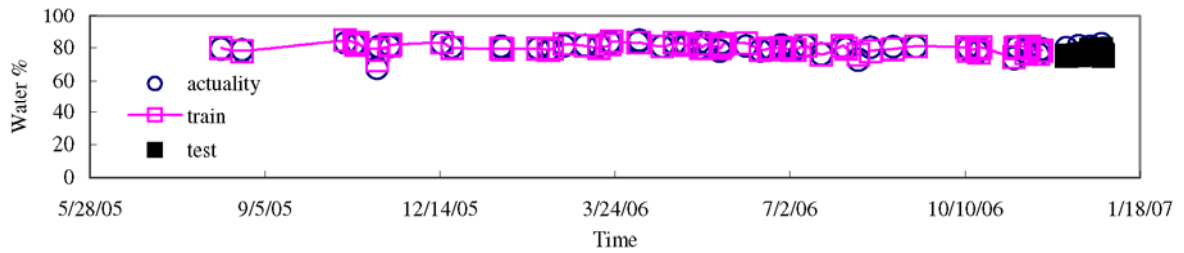


圖 4 污水處理廠污泥含水率預測圖

3.2 灰色模式之預測

圖 5 (a),(b),(c)顯示採用 GM(1,N),GM(1,1),RGM(1,1)預測污泥餅量之結果，其中第 1 至 65 組使用作為模式之建立，而 66 至 71 組作為評估其適合度及測試工作，經彙整 GM 各模型統計其 MAPE 值如表 2 所示。使用 GM(1,N),GM(1,1)之 MAPE 值於建模組分別為 40%及 38%，至於採用 BNN 則為 16%；另外於預測組方面則分別為 38%及 45%，採用 RGM(1,1)為 29%，至於採用 BNN 則為 39%，整體而言 GM 模式採用 RGM(1,1)之 MAPE 值最低為 29%，亦比 BNN 低 10%。

圖 6 (a),(b),(c)顯示採用 GM(1,N),GM(1,1),RGM(1,1)預測污泥餅含水率之結果，經彙整 GM 各模型統計其 MAPE 值如表 2 所示。使用 GM(1,N),GM(1,1)之 MAPE 值於建模組分別為 20%及 2%，至於採用 BNN 則為 1%；另外於預測組方面則分別為 15%及 3%，採用 RGM(1,1)為 2%，至於採用 BNN 則為 5%，整體而言 GM 模式採用 RGM(1,1)之 MAPE 值最低為 2%，亦比 BNN 低 3%。

3.3 綜合評析

本研究結果顯示，對於污泥餅量及污泥餅含水率之預測採用 GM 模型預測 MAPE 值最小為 29%及 2%，但採用 BNN 其預測之 MAPE 則較高分別為 39%及 5%，略高於 GM 模型預測最小值（29%及 2%）約 10%及 3%。然而採用 BNN 需要大量數據資料建構模式，而採用 GM 確僅需 4 組即可之少量數據，故就資料取便利性及 MAPE 值判斷，GM 值為較佳方法，其中尤以 RGM 模式為最。至於採用 BNN 對於污泥餅量及污泥餅含水率之預測訓練組及測試組之相關係數分別為 0.89、0.73 以及 0.89、0.78，表示相關係數佳，污泥餅含水率之預測又較污

泥餅量尤佳，採用 GM 模型污泥餅量及污泥餅含水率模擬值與測試值之相關係數皆低於 0.40。

整體而言結果顯示 RGM(1,1)模型對污水處理廠污泥量及含水率預測效果最佳，且具有資料不完整預可由有效預測之優點。

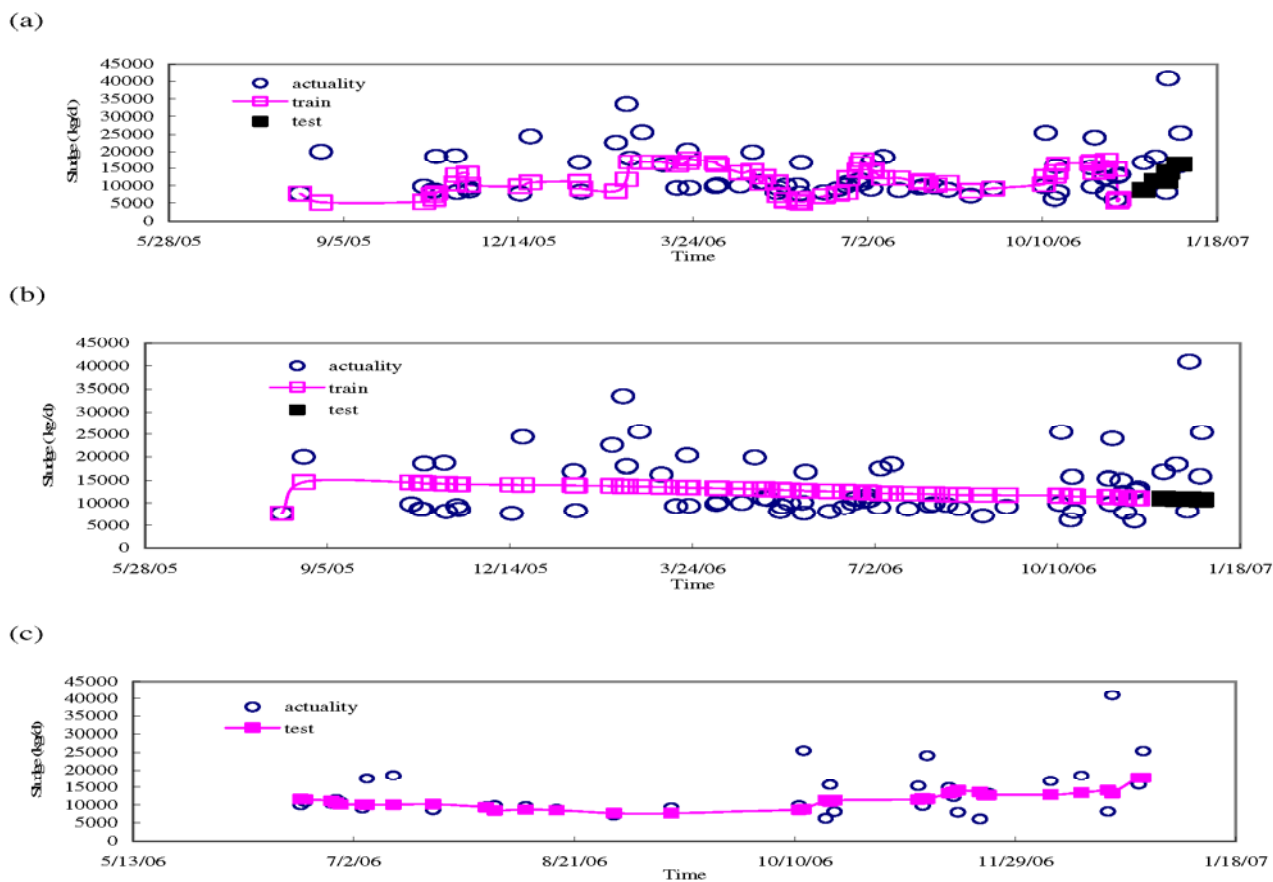


圖 5 採用不同 GM 模型 (a) GM (1, N), (b) GM (1, 1), (c) RGM (1, 1) 預測污泥量之結果

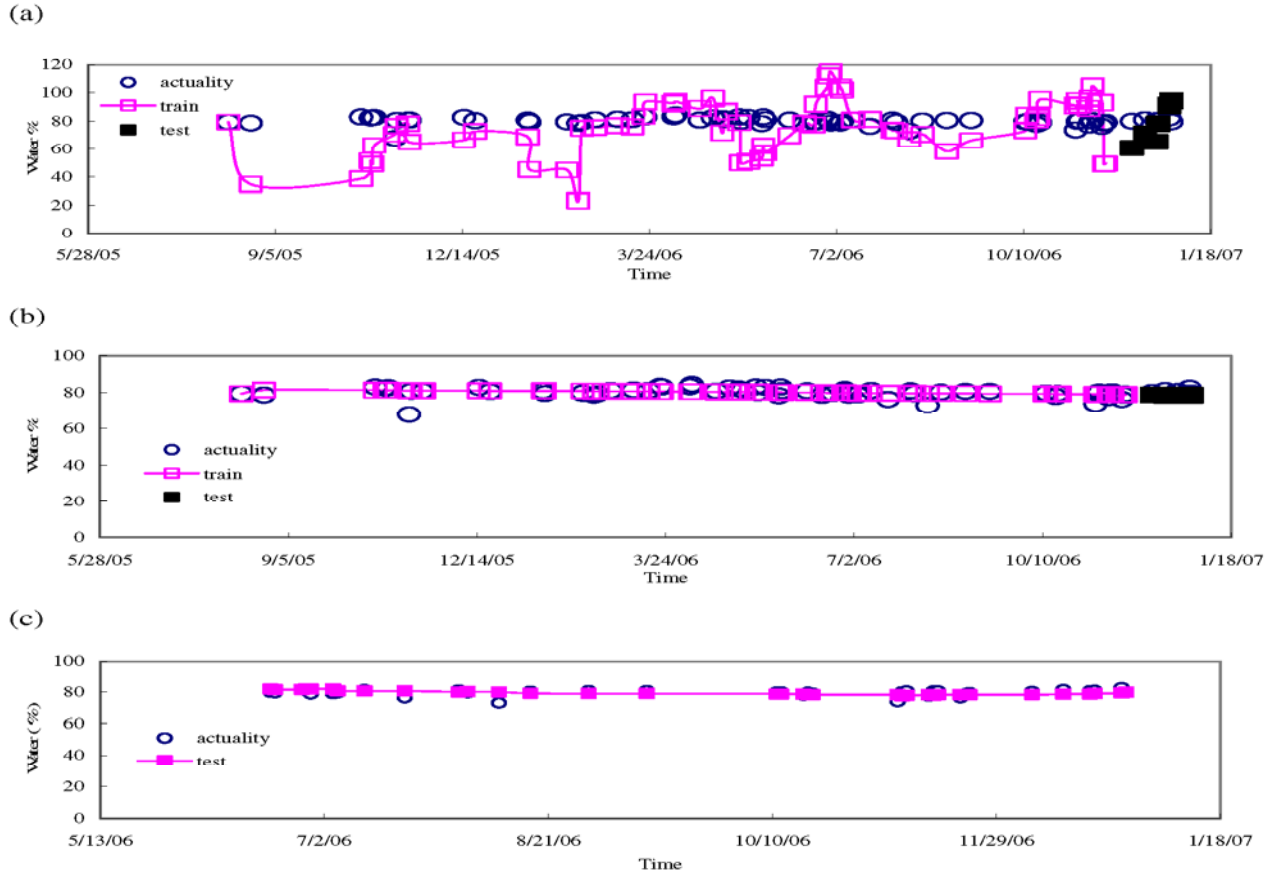


圖 6 採用不同 GM 模型(a) GM (1, N), (b) GM (1, 1), (c) RGM (1, 1)預測污泥含水率之結果

表 2 使用不同 GM 模型以及 BNN 對於預測值及調查值之 MAPEs

	污泥餅量(kg/day)		污泥餅含水率(%)	
	模式建模訓練組	模式預測組	模式建模訓練組	模式預測組
GM (1, N)	40	38	20	15
GM (1, 1)	38	45	2	3
RGM (1, 1)		29		2
BNN	16	39	1	5

四、結論

1. 本研究採用 GM 模型中之 GM(1,N)，GM(1,1)以及 RGM(1,1)去預測都市污水處理廠營運初期脫水污泥量及污泥含水率，續採用 BNN 加以分析比較，由模擬之結果顯示 GM 模型中 (RGM (1, 1)) 對於脫水污泥量及污泥含水率之最小 MAPE 值分別為 29%及 2%，其值較 BNN 之 39%及 5%為低，顯示以 MAPE 分析，GM 模型較 BNN 稍佳。
2. 以相關係數加以分析，BNN 對於污泥量及污泥含水率之模擬值對於實際觀測

值之相關性結果皆相當良好(模擬值與實際觀測值之相關係數值皆達 0.89),另測試部份模擬結果亦相當良好(相關係數值皆達 0.70 以上),污泥含水率之預測又較污泥量為佳;至於 GM 模型中 GM(1,N),GM(1,1)以及 RGM(1,1) 污泥量及污泥含水率之模擬值與實際觀測值相關係數皆小於 0.4,此表示 BNN 較 GM 模型為佳。

3. 整體而言分析 BNN 及 GM 模型(含 GM(1,N),GM(1,1)以及 RGM(1,1)),除 RGM(1,1)之 MAPE 較 BNN 稍低外,其餘各模式之 MAPE 或 MAPE 當以 BNN 預測效果最好。惟鑒於 GM 模型,少數據不確定性以及 4 個以上即可建模之特質,GM 模型亦有正確預測之空間。本研究結果,可提供都市污水處理廠營運初期預測每日污泥量及含水率之有效推估之參考,對於台灣地區都市污水處理廠污泥量及污泥性質可有效預測及預為因應。

參考文獻

- Choi, D.J. and Park, H. (2001). A hybrid artificial neural network as a software sensor for optimal control of a wastewater treatment process, *Water Research*, 35 (16), 3959 - 3967.
- Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M. (1996). *Neural Network Design*, PWS Publishing.
- Olsson, G. and Newell, B., 1999, *Wastewater Treatment Systems, Modelling, Diagnosis and Control*, IWA, Publishing, (1999).
- Pai, T.Y., Tsai, Y.P., Chen, S.W., Chiou, R.J. and Tsai, C.H. Prediction of effluent quality from an industrial wastewater treatment plant of deep oxidation ditch process using grey model, 1st IWA-ASPIRE Regional Conference and Exhibition, Singapore, (2005).
- Yen, J. and Langari, R. (1999). *Fuzzy logic: intelligence, control, and information*, Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, New Jersey.
- 溫坤禮、黃宜豐、陳繁雄、李元秉、連志峰、賴家瑞, 灰預測原理與應用, 全華科技出版社, 台北 (2002).
- 鄧聚龍、郭洪, 灰預測原理與應用, 全華科技出版社, 台北 (1996)。
- 羅華強, "類神經網路-MATLAB 的應用" 清蔚科技出版, 台北(2001)。