

遺傳運算樹於預測灌溉水質鹽害、鹼害之研究

Genetic Algorithm Combined with Operation Tree (GAOT) for Salt and Sodium Damage of Irrigation Water Quality Predicting

中華大學土木工程研究所
博士班研究生
新竹農田水利會工務組
組長

徐家盛

Chia-Sheng Hsu

中華大學土木工程研究所
教授
國立交通大學土木工程所
兼任教授

陳莉*

Li Chen

中華大學土木工程研究所
碩士
新竹農田水利會
會長

徐元棟

Yung-Tung Hsu

中華大學土木工程研究所
碩士班研究生

黃泓仁

Hong-Ren Huang

中華大學土木工程研究所
碩士
新竹農田水利會工務組
助理工程師

簡大為

Ta-Wei Chien

摘 要

本研究採用新竹農田水利會所提供之歷史灌溉用水水質檢驗數據，以將來可能自動即時監測之鈣離子(Ca^{2+})與鈉離子(Na^+)濃度為輸入變數，預測鈉吸著率(SAR)，分別建構迴歸分析及遺傳演算法結合運算樹之遺傳運算樹(GAOT)兩種模式並相互比較其結果。將測站 38 筆數據分組為訓練集合 25 筆、測試集合 13 筆，用以建置預測模式，結果顯示 GAOT 模式於訓練與測試集合之線性相關係數(CC)分別高達 0.98、0.97，皆高於迴歸分析之 0.94、0.82，所以若利用水質即時監測數據來推估鹽害、鹼害是可行的，進而可改善傳統人工現場取樣送複驗耗工費時之缺點，即時掌握水情變化。

關鍵詞：鈉吸著率(SAR)，迴歸分析，遺傳演算法，鹽害，鹼害。

*通訊作者，中華大學土木工程系所教授、國立交通大學土木工程所兼任教授，30012 新竹市五福路二段 707 號，lichen@chu.edu.tw

ABSTRACT

This study adopted the historical irrigation water examination data provided by Hsinchu Irrigation Association, and used Ca^{2+} and Na^+ concentrations as input variables to predict the values of SAR. The regression analysis and the genetic algorithm combined with operation tree (GAOT) were used to construct the models and compared each other. The total 38 data were divided into 25 data of training set and 13 data of testing set to build the models. The results show that the linearly correlation coefficient (CC) values of GAOT at training and testing stages are 0.98 and 0.97 respectively, which are better than those of regression analysis, $CC = 0.94$ (training) and 0.82 (testing). Therefore, it is feasible to apply GAOT for the real-time monitoring data of water quality and estimate the salt damage and alkali damage. The presented methods can improve traditional manual on-site water quality sampling and examinations at lab, which is a labor and time consuming procedure.

Keywords: SAR; regression analysis; genetic algorithm; salt damage; alkali damage.

一、前言

隨知識水準提高，國人愈趨重視環境污染問題，其中以水域環境污染問題最易發現，卻往往常難找出污染源，困擾權責管理單位，圳路巡查、水質採樣、複驗等工作，耗費人力成本，且不易有所收穫。

目前全國農田水利會少有建置水質即時監測站成功推廣案例，仍皆採用傳統人工長時間採樣檢驗之作法，如初驗不合格始送複驗，乃極為耗工費時的作法，因此新竹農田水利會推動水質監視管理現代化，激發新構想運用於改進提升行政效能，藉由本次研究嘗試於霄裡溪上游和興橋段建置乙套具遠端、即時、連續之監測系統傳輸測報監視水情，輔助傳統人工現場採樣複驗，連續式水質監測系統將擷取大量即時水情資訊，全程將流域污染歷史，依時間進行繪製圖表分析水情波動。

灌溉用水是否遭受鹽害、鹼害、水體品質好壞將影響農業生長成果，目前即時監測系統僅包括水溫(T)、酸鹼度(pH)及電導度(EC)三項，但與鈉吸著率(SAR)之相關度均甚低，將來即時監測可能加入鈣離子(Ca^{2+})與鈉離子(Na^+)濃度，而另一項鎂離子(Mg^{2+})濃度仍無法進行即時監測作

業，故本研究嘗試利用鈣離子(Ca^{2+})與鈉離子(Na^+)濃度預測鈉吸著率(SAR)，再採用圖解灌溉水品質分類，因鈉吸著率(SAR)無法直接測得，須靠傳統人工現場採樣後送初複驗，本研究希望能藉科學分析方法建置模式，經因地制宜調整參數後建立良好可發展之模式直接推估鈉吸著率(SAR)，以圖解判讀水質優劣，取代傳統人工現場取樣送複驗耗工費時之缺點。

灌溉用水是否遭受到鹽害或鹼害，導致影響水源品質的好壞，而對於農業生長的影響，可依據灌溉水質管理手冊中之電導度(EC)及鈉吸著率(SAR)之關係圖，圖解灌溉水之品質作一分類。關係圖如圖 1 所示，舉例來說，檢測得知電導度(EC)為 600，鈉吸著率(SAR)為 12，對照查圖可得知用水品質為「C2-S2」。而灌溉水品質可以由表 1 得知受害程度。表 1 說明中灌溉用水之鹽害一般以電導度(EC)表示，共分爲 5 級，若以鈉吸著率(SAR)表示鹼害，共可分爲 4 級。

依據行政院農業委員會 2003/11/7 公告灌溉用水水質標準，電導度(EC)限值爲 750 $\mu\text{S}/\text{cm}$ ，鈉吸著率(SAR)限值爲 6。灌溉水電導度(EC)及鈉吸著率(SAR)的意義及其影響範圍爲何，在之後的研究案例章節會有簡要說明。

表 1 灌溉用水之鹽害與鹼害

灌溉用水鹽害類別	級別	偵測數值範圍	對作物之影響
電導度(EC)	C1	0~250 $\mu\text{S}/\text{cm}$	鹽分含量低之灌溉水，適用於大多數之作物及土壤，而不致有土壤鹽害之產生。
	C2	250~750 $\mu\text{S}/\text{cm}$	鹽分含量中等之灌溉水，施灌時需要相當之淋洗作用，應選用耐鹽性中等之植物。
	C3	750~2,250 $\mu\text{S}/\text{cm}$	鹽分含量次高之灌溉水，應選種耐鹽性次高之作物，施灌時應有充分的淋洗作用，必要時應行鹽分控制管理。
	C4	2,250~4,000 $\mu\text{S}/\text{cm}$	鹽分含量高之灌溉水，一般情形下，已不適用於灌溉。
	C5	大於 4,000 $\mu\text{S}/\text{cm}$	鹽分含量極高之灌溉水，僅可勉強用於滲透性大之土壤，應經常淋洗及選種耐鹽性高之作物。
鈉吸著率(SAR)	S1	底限 0~2，至高限 2.5~10.0 間	鈉含量低之灌溉水，適用於所有土壤，不致有鈉害危險。
	S2	底限 2.5~10.0， 至高限 7.0~18.0 間	鈉含量中量之灌溉水，可在粗質地或含有機質而滲透性良好的土壤中可以施灌。
	S3	底限 7.0~18.0， 至高限 11.0~26.0 間	鈉含量極高之灌溉水，對一般土壤施灌時，均易產生鈉害，僅適用於排水良好滲透性高的土壤。
	S4	底限 11.0~26.0，至高限 30.0 間	鈉含量極高之灌溉水，一般情況下已不適用於灌溉。

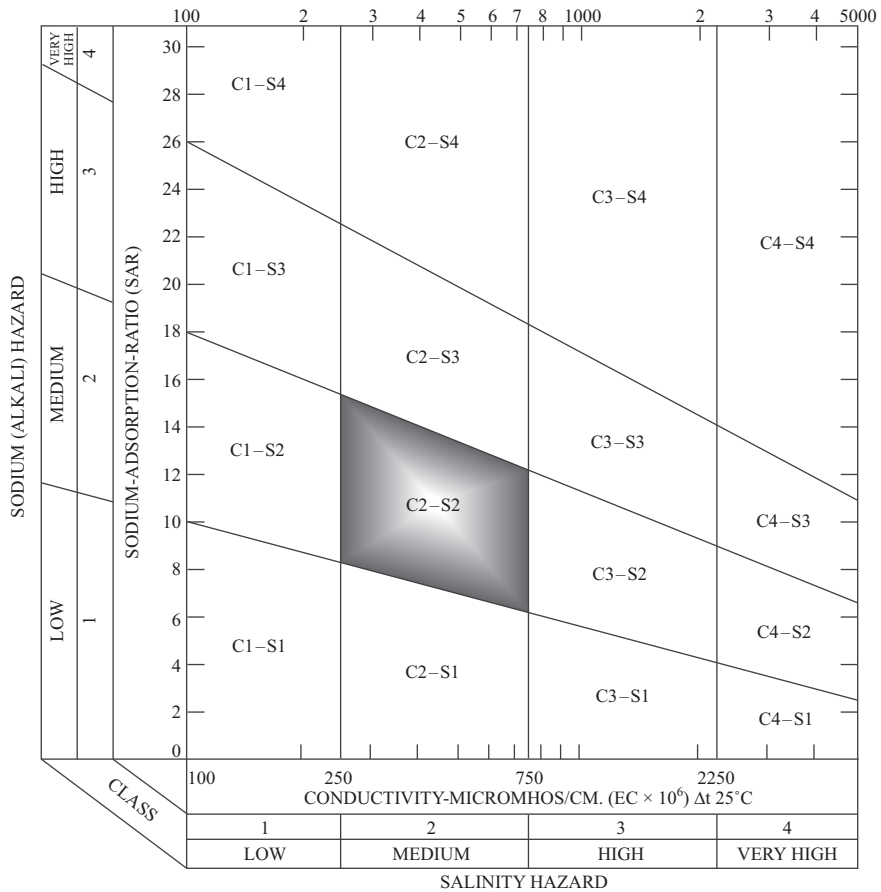


圖 1 灌溉水品質圖解(摘自灌溉水質管理手冊)

本研究以新竹農田水利會新埔工作站轄區霄裡溪監測系統數據為探討案例，採用線性迴歸、運算樹(Operation Tree)與遺傳演算法(Genetic Algorithms)結合之遺傳運算樹(GAOT)二種數值預測方法對鈉吸著率(SAR)進行分析，進行數據模擬得到預測值後，再與水利會工作站實際量測值作一比較，進而探討遺傳運算樹(GAOT)與迴歸分析對於預測鈉吸著率(SAR)之優劣性。

二、文獻回顧

本研究所使用的 GAOT 模式目前已成功應用於不同的領域，例如推估高性能混凝土的強度(Lien *et al.*, 2006; Peng *et al.*, 2010; Chen *et al.*, 2011)。

連立川(2005)研究以基於遺傳演算法(Genetic Algorithm)的強化式學習(Reinforced Learning)高性能混凝土(High Performance Concrete, HPC)材料行為建模，研究結果顯示，遺傳演算法結合運算樹(Genetic Algorithm of Operation Tree, GAOT)是一個準確且能夠產生自組織公式的 HPC 強度及坍塌度模型建構方法。陳星翰(2008)研究使用遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立一個高性能混凝土之抗壓強度模型，第一部分為不區分期齡之遺傳演算法結合運算樹模式，將自變數中齡期先取對數、水膠比取倒數，可得到一個很好的高性能混凝土之抗壓強度模型，顯示模式在高性能混凝土強度預測上具有良好的預測能力。陳大元(2008)研究將使用運算樹與遺傳演算法結合之遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立一預測坍塌度方程式模型，結果顯示工作度模型為一非線性之模型，故使用線性之迴歸分析時，其判定係數低落並無法準確預測工作度；相反地，遺傳程式預測工作度有不錯的結果，有一定程度的預測性，並具有較好解釋之函式變化。彭暉鈞(2008)研究以翡翠水庫為例，取得 1999 至 2005 年隨機五張影像並利用現地水質採樣與 Landsat 衛星影像，將採樣取得的水質參數配合其採樣點的光譜值，建立衛星影像各波段與水質各參數之間的關係，模擬方式採用多元迴歸分析、遺傳演算法結合運算樹

(GAOT)兩種模式，呈現水庫歷年各站的優養化程度判定，結果顯示 GAOT 推估水質較迴歸分析佳。詹秉昇(2008)研究採用線性複迴歸方法(MLR)及遺傳演算法結合運算樹(GAOT)進行水庫濁度之分析，並建立關係式達到對水庫預警之用。目的在使用濁度建立推估模式，做為代表水庫水質之狀況，主要是因為濁度可直接說明水庫水質狀態的好壞，濁度與衛星波段間存有良好的關係。王泰盛(2010)研究探討不同尺度衛星影像對觀測內陸水體之影響，選取北台灣較大型之翡翠水庫與石門水庫為研究區域，並使用多元線性迴歸、類神經網路與遺傳運算樹(GAOT)等方法，分別建立各尺度影像之光譜波段與現地水質之預測模式，且分析其模式之精確度，研究結果顯示遺傳運算樹有較佳建構水質預測模式之能力。蔡祐竹(2010)採用 2000 至 2008 年西行颱風歷史資料，並依颱風路徑分為五類個別建立颱風期間於石門水庫降雨預測模式，使用迴歸分析、類神經網路及遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立預測模式並比較優劣。結果顯示 GAOT 所建立之預測模式較迴歸分析及類神經網路更為準確。邱昌宏(2011)研究應用人工智慧最佳化模式將 1999 至 2008 年颱風歷史資料中，選取北行颱風依路徑分類建立颱風降雨量預測模式，此外，應用遺傳演算法結合運算樹(GAOT)預測路徑六與路徑七颱風下一小時降雨量與總雨量之結果較迴歸分析(MLR)與類神經網路(ANN)更為精準。

三、模式介紹

進化演算法包括遺傳演算法(Genetic Algorithms, GAs)、遺傳規劃程式(Genetic Programming, GP)以及本研究所提之遺傳運算樹(GAOT)等方法，其中 GP 具有探索輸入與輸出間非線性關係的能力而廣受矚目，但利用樹狀結構表示非線性方程式在程式的資料結構設計上較難執行，相反地，GAOT 直接架構於 GA 上，將二位元編碼的染色體表示為一棵運算樹，即可轉換為非線性方程式，以下將分別介紹 GAs 與 GAOT。

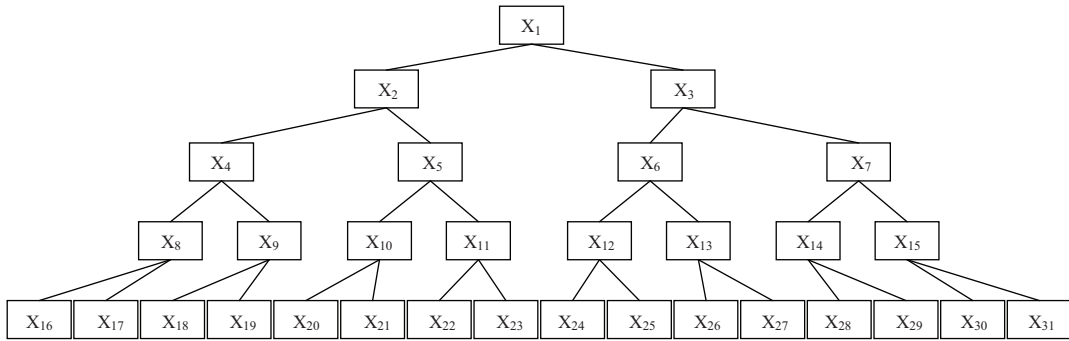


圖 2 五層運算樹示意圖

3.1 遺傳演算法(Genetic Algorithms, GAs)

遺傳演算法(GAs)，在解決最佳化問題上已經有相當的地位及基礎，尤其是解決複雜的非線性問題之最佳化。最早遺傳演算法的基本理論是由 John Holland 於 1975 年在其“Adaptation in Natural and Artificial Systems”著作中所提出，其觀念源自達爾文(Darwin)演化論中「物競天擇，適者生存，不適者淘汰」，以符合自然系統中調適與革新現象，模擬生物間相互競爭，惟有適合環境條件的個體，才有較大的機會獲得生存與繁衍；天擇不僅將不良的子代淘汰、生存者繼續藉由繁殖將優良的基因延續，建構出適合生存的群體，還可能使下一代擁有更好的基因。遺傳演算法基本的運算元有初始群集(population size)、字串長度(bit length)其中字串中的位元相當於染色體的基因(gene)、適合度函數(fitness function)以及三大運算元—複製(reproduction)、交換(crossover)及突變(mutation)。

3.2 遺傳運算樹(Genetic Algorithm and Operation Tree, GAOT)

運算樹是採用樹狀分岔的架構來產生規則，其具有模型構成能力，其常見的型態如圖 2 所示，圖 2 是一個迴歸型態的五層運算樹模型，其中 $X_1 \sim X_{31}$ 能夠以運算子(輸入項目或常數等…)及運算元(+、-、 \times 、 \div 、 a^b 、 \ln 等…)所構成，決定採用哪些運算子及哪些運算元也能夠交給遺傳演算法優化之，此兩種模型架構再搭配目標函數(目標最大化及誤差最小化等)，就能夠達到模

型最適化的目的。遺傳演算法結合運算樹的創新在於其使用了更複雜的結構，其主要目標是在所有可解決問題的程式中搜尋出最適合的方程式，然而此種程式在遺傳演算法結合運算樹中乃是以「樹狀結構」來表示。

遺傳演算程序是針對編碼後的參數集合加以搜尋，而非針對參數本身。利用編碼後的參數集合，其最大優點，在於不受函數型態限制，一般的傳統方法，通常僅適用於連續且平滑，導數必須存在、或是屬於單純之遞增或遞減函數。而遺傳演算程序則不受這些限制，對任意的模式或是架構，皆能有效的使用。

例如：有+、-、 \times 、 \div 四個函數，將四個函數稱為 1、2、3、4，而 8bit 解碼為 0.255 共 256 個，將 1、2、3、4 對應到 256 即為 0~63、64~127、128~191、192~255，將其對應位編碼以 0、1 表示，編碼後使用遺傳演算法之三大運算元，在運算樹針對每個位置的基因編碼優選出最佳解。

第一層的樹枝(X_1)限制僅能為運算元變數，而因為 GAOT 只能辨別數字，故將其使用之數學運算符號編碼為 1~6 的整數，數學符號之基因編碼方法如表 2，且使用之因子變數或常數變數編碼為 7~N 的整數(N 為因子變數與常數變數之個數總和)，因子變數之基因編碼方法如表 3；第二、三、四、五層樹枝($X_2 \sim X_{31}$)可搜尋的範圍並無限制，可為運算元變數、因子變數或常數變數；第五層的樹枝($X_{16} \sim X_{31}$)限制僅能為因子變數和常數變數。

此外此樹狀結構須遵守下列規則：

表 2 數學符號之基因編碼方式

編碼	1	2	3	4	5	6
數學符號	+	-	×	÷	a^b	ln

表 3 輸入變數之基因編碼方式

編碼	7	8	9
變數代號	k	X_1	X_2
因子變數	常數	鈣離子 Ca^{2+}	鈉離子 Na^+

1. 當該樹枝搜尋到的運算元編碼為 ln 時，則限制下一層僅「左」樹枝有效。
2. 當該樹枝搜尋到常數及因子變數編碼時，則限制該樹枝無法再成長至下一層。

四、案例研究

4.1 案例說明

當灌溉水進入農田中後，所含的鹽分能被土壤顆粒吸著，經過土壤蒸發及作物吸收，鹽分之濃度會增至較原來灌溉水數倍至 10 倍以上。所以良好的灌溉管理，要注意滲透排水，要計算應行滲漏之水量，以避免鹽分過度累積。因此，在灌溉學上排水管理和灌溉是同樣地重要。

美國鹽性研究所(U. S. Salinity Laboratory)之研究結論將灌溉水中鹼(鈉)害之大小可用鈉吸著率(SAR)來表示，如式(1)式：

$$SAR = \frac{[Na^+]}{\sqrt{\frac{([Ca^{2+}] + [Mg^{2+}])}{2}}} \dots\dots\dots(1)$$

上列公式說明：鈉吸著率(SAR)只要測定水中鈉離子(Na^+)、鈣離子(Ca^{2+})及鎂離子(Mg^{2+})的含量即可，分子鈉離子(Na^+)增加，鹼害程度增加，反之，分母鈣離子(Ca^{2+})、鎂離子(Mg^{2+})增加，鹼害減少。根據美國鹽性研究所的規定灌溉水電導度(EC)在 750 $\mu S/cm$ 時，鈉吸著率(SAR)允許至 6；電導度(EC)在 1,500 $\mu S/cm$ ，鈉吸著率(SAR)之限值只能有 5。超過此規定，便不適於灌溉。因此，凡是對水污染研究或在管制上有職責的水利工作者，判斷灌溉水質時，不但要測定電導度(EC)值，同時還要測定計算鈉吸著率(SAR)值，

才能全盤瞭解鹽分之為害。

現行農田水利會灌溉水質監視工作可概分為初驗與複驗兩大部分，初驗工作由各農田水利會工作站負責執行，每 2 個月於近日內無降雨條件下赴轄區內灌溉水質監視點及排洩戶進行採樣，並現場檢驗水溫(T)、酸鹼度(pH)及電導度(EC)等初驗 3 項數據，當其中任何一項超過灌溉水質標準之限值或從事人員認為有必要時即將水樣送至委託之水質檢驗室進行其他包含鈉吸著率(SAR)等 26 項水質項目之複驗。

本研究以新竹農田水利會新埔工作站既有引灌之中央管理河川—霄裡溪為探討案例，上游新興工業園區廢污水排放至霄裡溪上游，原清淨水體遭受污染致未符灌溉用水水質標準，常有超標項目則為電導度(EC)及鈉吸著率(SAR)，污染問題爭議擴大不容輕忽，農田水利會旋即依權責積極增設監視點、持續加派人力監視污染情形、增加採樣頻率及將歷次水質送交詳細檢驗複驗結果通報相關主管機關卓處。前經行政院環境保護署環境影響評估會議決議上游新興工業園區應設置專管改排廢污水至桃園縣老街溪，惟因桃園縣地方抗爭，完成改排時程未知，恐將繼續影響既有灌溉用水品質。

鑑於該地區存有長期加強辦理水體採樣及化驗之人力及經費需求，目前人工檢驗數據之精確度已相當成熟，惟水質檢測取樣頻率長，不足有效反應水質變化，其可信賴度常為外界存疑，另複驗時效約需 7~14 日則尚有改善空間且所費不貲。新竹農田水利會人員編制精簡，積極朝推動現代化管理邁進，運用快速發展之現代科技，建置包含具遠端、即時、連續檢驗水溫(T)、酸鹼度(pH)及電導度(EC)等初驗 3 項水質監測系統傳輸測報，以進行灌溉用水品質監視作業，輔助傳統之人工現場採樣工作。

4.2 資料說明

以上至此已能充分瞭解灌溉用水是否遭受到鹽害或鹼害可藉電導度(EC)及鈉吸著率(SAR)之關係圖解灌溉用水品質分類。其中電導度(EC)可直接以人工檢測或以即時水質監測系統傳輸

測報得知：鈉吸著率(SAR)值則需送複驗測定水中鈉離子(Na⁺)、鈣離子(Ca²⁺)及鎂離子(Mg²⁺)的含量算得，無法立即得知。

為即時掌握灌溉用水水質變化，首先遂嘗試以即時監測取得之水溫(T)、酸鹼度(pH)及電導度(EC)等初驗 3 項水質監測數據作為因子預測鈉吸著率(SAR)，但與鈉吸著率(SAR)之相關度均甚低無法進行。

由於鈉吸著率(SAR)值為測定水中鈉離子(Na⁺)、鈣離子(Ca²⁺)及鎂離子(Mg²⁺)之含量算得，經洽詢業界，鈉離子(Na⁺)、鈣離子(Ca²⁺)已可即時監測，且拜科技進步之利多，設備費用大幅下降；而鎂離子(Mg²⁺)於現行技術上尚無自動化監測設備，如此即開啓擬研究即時預測鈉吸著率(SAR)之契機。故採用上述兩因子為輸入變數，實測之鈉吸著率(SAR)視為輸出變數，分別以線性相關係數(CC)及誤差均方根(RMSE)來判斷兩種模式之預測能力。

本研究蒐集霄裡溪上游新福隆橋監測站歷史複驗水質資料，從 2005/10/28 至 2011/3/23 共計 38 筆並將其數據資料依照 2:1 的分類方式區分為訓練集合及測試集合，即取前 25 筆資料為訓練；後 13 筆資料為驗證。

4.3 迴歸分析

線性迴歸分析結果如式(2)，訓練與測試之線性相關係數 CC 值分別為 0.94 與 0.82，RMSE 分別為 1.76 與 2.88，SAR 實際值與預測值之散佈圖如圖 3 所示，而鈣離子(Ca²⁺)與鈉離子(Na⁺)分別與 SAR 值的敏感度曲線如圖 4 與圖 5，兩者皆為線性影響，其中鈣離子(Ca²⁺)呈現負相關，但鈉離子(Na⁺)則為正相關。

$$SAR = 8.84 - 0.37 \times Ca + 0.05 \times Na \dots\dots\dots(2)$$

4.4 遺傳運算樹

本研究中運算工具公式是採用一個五層樹枝發展的運算樹公式來表達運算結果，運算變數為 9 個，其中前 6 個變數為運算元變數，第 7 個變數為常數變數 k，後 2 個變數為因子變數為 Ca²⁺ 與 Na⁺。

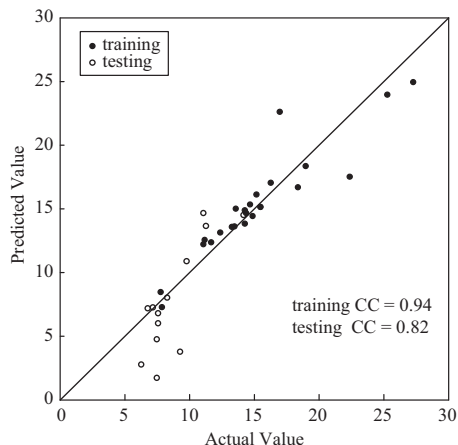


圖 3 線性迴歸之 SAR 散佈圖

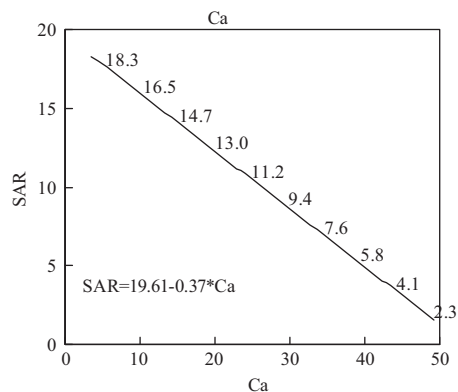


圖 4 線性迴歸鈣離子(Ca²⁺)敏感度

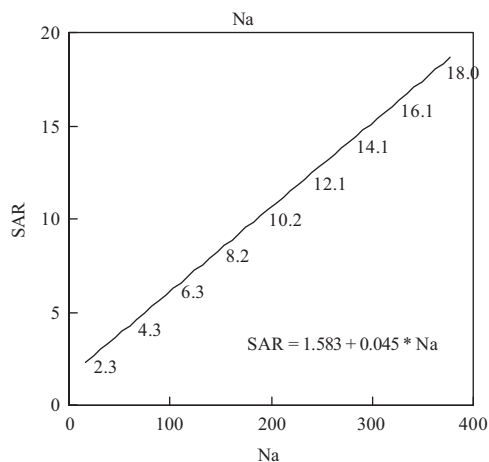


圖 5 線性迴歸鈉離子(Na⁺)敏感度

1. 第一層的樹枝(X_1)限制僅能搜尋運算元編碼，因此所能搜尋的編碼為 1 至 6 的整數。
2. 第二、三、四層樹枝($X_2 \sim X_{15}$)可搜尋的範圍為自由選擇，因此所能搜尋的編碼為 1 至 9 的整數，其中編碼 7 的 k 值常數變數範圍落於-50 至 50 之間。
3. 第五層的樹枝($X_{16} \sim X_{31}$)作為收斂，限制只能搜尋常數變數及因子變數編碼，因此所能搜尋的編碼為 7 至 9 的整數。
4. 當該樹枝搜尋到的運算元編碼為 \ln 時，則限制下一層僅「左」樹枝有效。
5. 當該樹枝搜尋到常數變數及因子變數編碼時，則限制該樹枝無法再成長至下一層。

各變數之基因編碼與對應值及變數代碼對應之因子說明，如表 2、表 3 所示。

演算法參數設定為：

1. 初始群集大小為 100 個。
2. 交換率設定為 0.9。
3. 突變率設定為 0.01。
4. 收斂條件為循環 200 個世代後停止程式。
5. 使用精英策略強迫保留目前為止所搜尋到的最佳個體。
6. GAOT 演算目標函數為使線性相關係數 CC 值最大化，如公式(3)所示：

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)^2}} \dots\dots\dots(3)$$

y_i 為鈉吸著率(SAR)之實際值。
 \bar{y}_i 為實際鈉吸著率(SAR)之平均值。
 \hat{y}_i 為鈉吸著率(SAR)之預測值。
 $\bar{\hat{y}}_i$ 為預測鈉吸著率(SAR)之平均值。
 n 為數據訓練部份筆數，本研究採用數據為 25 筆。

使用遺傳運算樹來預測時，其值有時會有偏斜現象，即預測值與實際值間的誤差可能過大。為修正此偏斜現象，本研究以下列單變數迴歸公式(4)改正之(Chen *et al.*, 2012)：

$$y = \alpha + \beta \cdot f \dots\dots\dots(4)$$

表 4 迴歸分析與 GAOT 之 CC 與 RMSE

	CC		RMSE	
	training	testing	training	testing
迴歸分析	0.94	0.82	1.76	2.88
遺傳運算樹	0.98	0.97	0.52	1.35

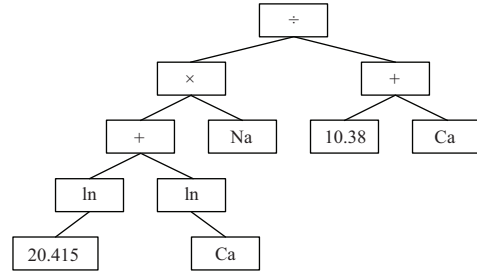


圖 6 GAOT 之五層運算樹結果

式中

y 為以迴歸公式修正後，運算樹之鈉吸著率(SAR)之預測值。

f 為初始 GAOT 輸出鈉吸著率(SAR)之預測值。

α 為迴歸之截距

β 為迴歸之斜率

經過上述的迴歸修正後，可使訓練部分的預測值與實際值間的誤差均方根(RMSE)達到最小。

GAOT 採五層樹枝運算樹所產生之方程式如式(5)，模式自動篩選採用數學運算元： $+$ 、 $*$ 、 $/$ ，以及 \ln 運算元等，其中係數 $\alpha = 0.8155$ 、 $\beta = 0.2359$ ，訓練與測試之線性相關係數 CC 值分別為 0.98 與 0.97，皆高於線性迴歸之 CC 值，RMSE 分別為 0.52 與 1.35，亦皆低於線性迴歸之 RMSE 值，顯示 GAOT 之預測結果優於線性迴歸分析，以上結果比較如表 4 所示。

$$SAR = 0.82 + 0.24 \times \frac{(\ln 20.42 + \ln(Ca)) \times Na}{10.38 + Ca} \dots\dots(5)$$

相對應之五層運算樹結果如圖 6 所示。

其預測之散佈圖如圖 7 所示，與迴歸分析比較，顯示無論訓練與測試結果均較接近理想之 45 度線，鈣離子(Ca^{2+})與鈉離子(Na^+)分別對應 SAR 之敏感度曲線如圖 8 與圖 9，其中鈣離子(Ca^{2+})呈現非線性之負相關，而 Na 離子則呈現線性之

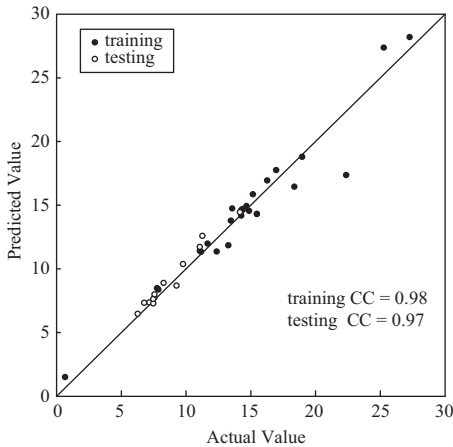


圖 7 GAOT 之 SAR 散佈圖

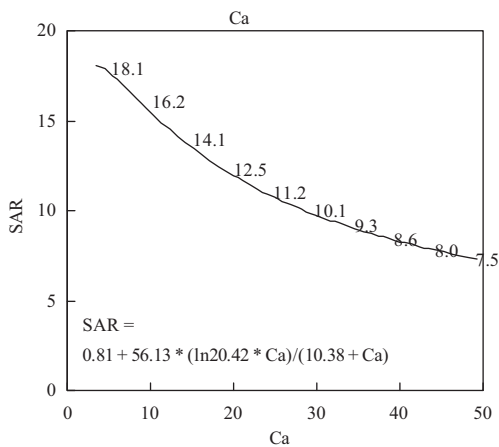


圖 8 GAOT 之鈣離子(Ca²⁺)敏感度

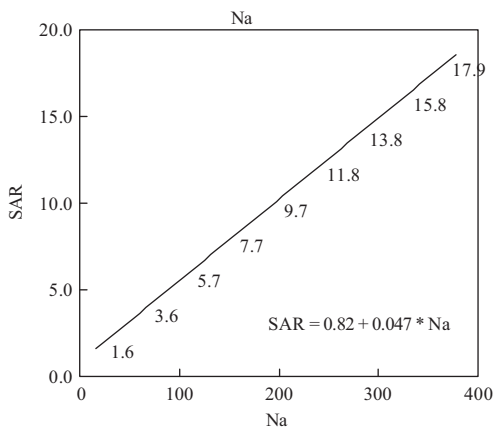


圖 9 GAOT 之鈉離子(Na⁺)敏感度

正相關，與之前的線性迴歸比較，發現二者鈉離子(Na⁺)的敏感度較相似，但鈣離子(Ca²⁺)於 GAOT 模式有非線性的表現。

五、結論與建議

5.1 結論

1. 本研究使用線性迴歸分析及遺傳運算樹(GAOT)模式，對霄裡溪監測水質資料當中的兩項將來可能自動即時監測因子：鈣離子(Ca²⁺)與鈉離子(Na⁺)濃度為輸入變數，藉以預測鈉吸著率(SAR)。
2. 由迴歸模式預測結果看出線性相關係數(CC)值訓練時已高達 0.94，測試時也有 0.82，顯示模式已具有效性，而採用遺傳運算樹(GAOT)得到的訓練 CC 值更是高達 0.98，測試 CC 值亦高達 0.97，結果說明 GAOT 無論在訓練或測試部分皆優越於迴歸模式，對於鈉吸著率(SAR)之推估能力與描述有良好能力。
3. GAOT 可建構非線性預測模式，由自變數的敏感度曲線顯示：鈣離子(Ca²⁺)呈現非線性之負相關，而鈉離子(Na⁺)則呈現線性之正相關，與線性迴歸比較，發現二者鈉離子(Na⁺)的敏感度較相似，但鈣離子(Ca²⁺)於 GAOT 模式有非線性的表現。

5.2 建議

1. 灌溉用水是否遭受鹽害、鹼害、水體品質好壞將影響農業生長成果，本研究依據電導度(EC)及鈉吸著率(SAR)之關係圖解灌溉水品質分類，因鈉吸著率(SAR)無法直接測得，傳統皆須人工現場採樣後送複驗，本研究初步藉科學分析方法建置模式，日後可以再經因地制宜調整參數之後，同樣建立良好可發展之模式直接推估鈉吸著率(SAR)，以圖解判讀水質優劣，取代傳統人工現場取樣送複驗耗工費時之缺點。
2. 目前全國農田水利會少有建置水質即時監測站成功推廣案例，仍皆採用人工長時間距採樣檢驗之作法，如初驗不合格始送複驗；為推動水利會水質監視管理現代化，激發構想運用於

業務之改進，提升行政效能，嘗試研發以連續式、即時之遠端水質監測系統為稽查水體情況之工作主力，輔以人工取樣驗證方式辦理，結果顯示本研究推估內容之描述尚屬可行，希望有成果見效。

參考文獻

1. 王泰盛，「應用不同尺度衛星影像於監測台灣內陸水體水質之研究」，中華大學土木工程研究所博士論文，2008。
2. 邱昌宏，「應用人工智慧最佳化模式推估颱風降雨量-以北行颱風為研究案例」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
3. 連立川、葉怡成、張皓博、謝明勳，「以遺傳演算法及運算樹作高性能混凝土工作度建模」，營建技術暨管理研討會，2005。
4. 陳大元，「應用遺傳程式於推估高性能混凝土坍度之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
5. 陳星翰，「應用遺傳程式於推估高性能混凝土抗壓強度之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
6. 彭暉鈞，「遺傳程式應用遙測技術監測水庫水質之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
7. 詹秉昇，「應用遺傳程式研究衛星影像之翡翠水庫濁度」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
8. 蔡祐竹，「應用人工智慧模式預測石門水庫颱風降雨之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
9. 簡大為，「員工業務研究發展競賽成果報告」，新竹農田水利會，2011。
10. Chen, L., Kao, S.J., and Traore, S., Predicting and Managing Reservoir Total Phosphorus by using Modified Grammatical Evolution coupled with a Macro-Genetic Algorithm, *Environmental Modelling & Software*, 38, pp.89-100, 2012. (DOI: 10.1016/j.envsoft.2012.05.006)
11. Chen, K.T., Chen, L. Fu, Y.R. and Chen, S.H., "Estimating Strength of Concrete Using a Genetic Algorithm Combining Operation Tree (GAOT)", *International Conference on Materials Engineering and Automatic Control (ICMEAC)*, Apr. 27-29, 2012, in Jinan, China, 2012.
12. Lien, L.C., Yeh, I.C., and Cheng, M.Y., "Modeling strength of high performance concrete using genetic algorithms and operation tree." *J Technol* 21(1): 41-54, 2006.
13. Peng, C.H., Yeh, I.C., and Lien, L.C., "Building strength models for high-performance concrete at different ages using genetic operation trees, nonlinear regression, and neural networks", *Engineering with Computers* 26: 61-73, 2010. (DOI: 10.1007/s00366-009-0142-5).

收稿日期：民國 101 年 9 月 14 日

修正日期：民國 101 年 11 月 5 日

接受日期：民國 101 年 11 月 13 日