

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

以基因演算法建立高性能混凝土材料行為模式(II) 研究成果報告(精簡版)

計畫類別：個別型
計畫編號：NSC 97-2221-E-216-038-
執行期間：97年08月01日至98年07月31日
執行單位：中華大學資訊管理學系

計畫主持人：葉怡成

計畫參與人員：碩士班研究生-兼任助理人員：蔡宜真
碩士班研究生-兼任助理人員：侯宏孺

處理方式：本計畫可公開查詢

中華民國 98年09月22日

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫 成果報告
 期中進度報告

以基因演算法建立高性能混凝土材料行為模式(II)

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC-97-2221-E-216-038-

執行期間：97年8月1日至98年7月31日

計畫主持人：葉怡成

共同主持人：

計畫參與人員：蔡宜真、侯宏孺

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

- 赴國外出差或研習心得報告一份
- 赴大陸地區出差或研習心得報告一份
- 出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
- 國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：中華大學

中 華 民 國 98 年 9 月 20 日

以基因演算法建立高性能混凝土材料行為模式(II)

計劃編號： NSC-97-2221-E-216-038-

執行期限：97/08/01~98/07/31

主持人：葉怡成 中華大學資訊管理學系 教授

摘要

本研究旨在針對不同水膠比的混凝土樣本，以演化運算樹(GOT)、非線性迴歸(NLRA)、倒傳遞網路(BPN)等三種方法建構高性能混凝土(HPC)強度模型，並比較這些模型的準確度，以及探討在不同水膠比下模型的變化情形。本研究以大量的實驗數據來比較這三個建模方法的準確性。結果顯示：(1) 將實驗數據區分為低、中、高水膠比的作法，比不區分的作法更準確。(2) 若使用者不要求產生可理解的高性能混凝土強度模型，只要求模型要有最高的預測準確度，則倒傳遞網路是一個最適合的建模方法。(3) 演化運算樹能「自組織」產生公式的能力對建立新材料的行為模型而言，是一個重大的優點。(4) 爐灰對低水膠比的混凝土強度貢獻小，但對高水膠比者貢獻大；飛灰剛好相反，對低水膠比的貢獻大，但對高水膠比的貢獻小。

關鍵字：高性能混凝土、強度、水膠比、非線性迴歸分析、倒傳遞網路、演化運算樹。

ABSTRACT

This study aimed to establish the strength models of High-Performance Concrete (HPC) at different ranges of water binder ratio (W/B) using Genetic Operation Trees (GOT), Nonlinear Regression Analysis (NLRA) and Back-Propagation Networks (BPN), and to compare their accuracy, and to explore the variations of these models at different ranges of water binder ratio. A large number of experimental datasets were used to compare accuracy of the three modeling methods. The results showed: (1) The approach separating the experimental data into three subsets according to their W/B is more accurate than the one using the whole experimental data. (2) If users only need to build accurate strength model and not to build an understandable and explicit one, BPN is the most suitable among the three modeling methods. (3) GOT can produce self-organized formulas, which is an important advantage to developing novel materials. (4) Slag has lower contribution to strength of concrete at low W/B but higher contribution at high W/B. Conversely, fly ash has higher contribution to strength of concrete at low W/B but lower contribution at high W/B.

Keywords: high-performance concrete, strength, water-binder ratio, nonlinear regression analysis, back-propagation networks, genetic operation trees.

壹、前言

高性能混凝土之主要材料組成除了傳統混凝土之水、水泥、粗骨材及細骨材基本構材外，並添加了許多填充膠結料，例如爐石、飛灰，及其它化學摻料，例如強塑劑，除了提升材料主要性質之高強度與工作度外，同時兼顧耐久性、安全性、工作性、經濟性及生態性之需求[1]。

傳統建立預測模型的關係式是以統計的方法，例如多變數線性迴歸分析(Linear Regression Analysis, LRA)等，雖可產生預測之公式，唯其準確度較低，因此將其應用在複雜的高性能混凝土非線性系統模型並不可行。一個取代的方法是線性迴歸分析(Nonlinear Regression Analysis, NLRA)。由於 NLRA 的預測模型是非線性模型，因此比 LRA 更適用於 HPC 這種材料行為與組成成份間為非線性關係、且成份間可能存在交互作用的情況。但它仍有二個缺點：(1)預測的準確度還是有所不足；(2)必須事先假設一個含有許多係數的非線性公式，再調整這些係數使誤差平方和最小化，而無法自動產生公式。

爲了提高預測的準確度，已有相當多的研究應用倒傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)[2]來建構混凝土強度模型[3-9]。雖然這種方法能準確地預測混凝土之強度行為，但公式的組成是由輸入層至隱藏層以及隱藏層至輸出層的鏈結權值來表現，與傳統迴歸分析公式的組成是由輸入變數與迴歸係數構成有很大不同，因此屬於黑箱模型，其公式不具可理解性，無法產生外觀、可理解的材料行為公式。

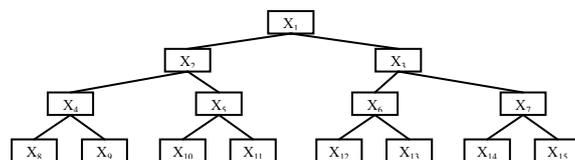
爲了解決無法自動產生個公式的問題，許多研究者應用演化式計算(Evolutionary Computation)來建構混凝土強度模型[10-12]。演化式計算是人工智慧中演化式計算的一門分支，其依據自然演化及適者生存的觀念衍生而成[13,14]，模擬遺傳的選擇、交配、突變等機制。其強韌性以及平行處理能力，能夠在各種不同的環境裡讓效率與精確率達到平衡[13,14]，並且適用於解答空間大、複雜、非線性的問題。文獻[10]提出演化運算樹(Genetic Operation Trees, GOT)來建構混凝土強度模型，結果顯示 GOT 產生的自組織(self-organized)公式之 HPC 強度模型其準確度雖劣於 BPN，但遠比 LRA 準確。

雖然文獻[10]已建立了 HPC 強度公式，但由於 HPC 在不同水膠比(water-binder ratio)下，其強度模型可能不同，例如低水膠比的早期強度可能遠高於高水膠比者，但晚期強度可能差距要小許多，因此如果將混凝土樣本先區分為低、中、高水膠比，分別建立強度模型，有可能可以建立更準確的 HPC 強度公式。本研究旨在針對不同水膠比的混凝土樣本，以 GOT、NLRA 及 BPN 三種方法建構 HPC 強度模型，以比較不同方法的準確度，並探討在不同水膠比下模型的變化情況。

貳、運算樹及遺傳演算法

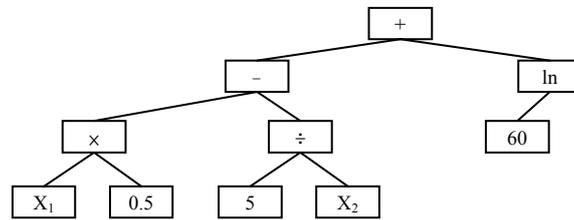
一、運算樹

運算樹是一種表達數學公式的樹狀資料結構，圖一是一個運算樹模型，其中 X_1 由運算子(+、-、 \times 、 \div 、ln 或 exp 等)構成， $X_2\sim X_7$ 由運算元(變數或常數)或運算子構成， $X_8\sim X_{15}$ 只能由運算元構成[10]。當 $X_1\sim X_{15}$ 設定特定的運算子及運算元後，運算樹可以表達一個特定的數學公式。



圖一 運算樹模型示意圖

例如圖二是一個運算樹模型實例，其模型共使用了+, -, ×, ÷及 ln 的運算子，而運算元變數產生了 X_1 , X_2 , 0.5, 5 及 60，而其運算樹公式為 $Y=(X_1 \times 0.5 - 5 / X_2) + \ln(60)$ 。



圖二 運算樹模型實例示意圖

運算樹可用在數據的迴歸問題上，其方法是在運算樹的節點設定適當的運算子及運算元，使此樹狀構對應的數學公式能最配適數據，即能使將數據的自變數代入公式下產生的因變數預測值，與數據的因變數實際值之間的誤差平方和最小化。利用運算樹的結構可以突破傳統迴歸分析的公式結構必須預設，迴歸分析只能作調整迴歸係數的工作的瓶頸。

但運算樹是一個離散資料結構，故無法像迴歸分析一樣以微積分中的極值定理導出解迴歸係數的聯立方程式，即用運算樹來迴歸數據是一個離散最佳化問題。因此，本研究採用具有解離散最佳化問題能力的遺傳演算法(genetic algorithm, GA)，來建構最配適數據的運算樹。

二、遺傳演算法

遺傳演算法是近年來極具發展潛力的最佳化方法。它以獨特的搜尋方式，可跳離局部最佳值，並趨近整體最佳值。遺傳演算法的概念源自於達爾文「物競天擇，適者生存」的想法，即仿效自然界生物生存競爭機制，較能適應環境的個體有較高的存活機會。存活的個體透過兩兩交配的方式產生後代個體。後代個體的基因來自前代個體基因的組合，因此擁有近似、但不同於前代個體的特性。此外，基因突變也產生一些變異。新的一代也在生存競爭的機制下產生下一代，如此一代接一代，個體將朝向最能適應環境的方向演化。遺傳演算法以「最佳化問題」為「演化問題」；「解答」為「個體」；「解答的最佳化」過程為「個體的演化」過程，使解答能逼近最佳解 [13,14]。

參、模型建構

一、實驗數據收集

HPC 強度模型的輸入的變數共有 12 個自變數，分別為：水泥用量(C)、飛灰用量(FL)、爐石用量(SL)、水用量(W)、強塑劑用量(SP)、粗骨材用量(CA)、細骨材用量(FA)、齡期(AGE)、水灰比(W/C)、水膠比(W/B)、水固比(W/S)及骨膠比(TA/B)，因變數為極限抗壓強度(f'_c , psi)。為探討不同水膠比下的高性能混凝土強度模型，本研究從 <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Concrete+Compressive+Strength> 下載實驗數據，並分割為低、中、高三個不同水膠比的資料集，所謂低水膠比即水膠比低於 0.5 以下，共 590 筆資料；中水膠比即水膠比介於 0.35 至 0.65 之間，共 763 筆資料；高水膠比即水膠比高於 0.5 以上，共 608 筆資料。並以隨機的方式分別取樣三分之二筆實驗數據做為訓練範例，剩餘的三分之一筆做為測試範例，以評估基於訓練範例所產生的模型是否具有普遍性。這三個資料集的基本統計結果如表一所示。

表一 資料集的基本統計結果

水膠比	變數	C	FL	SL	W	SP	CA	FA	AGE	W/C	W/B	W/S	TA/B	f'_c
		Kg/m ³	day	Ratio	Ratio	Ratio	Ratio	MPa						
低水膠比	minimum	132.0	0.0	0.0	118.0	0.0	595.0	387.1	1.0	0.24	0.24	0.04	2.18	6.3
	maximum	897.0	197.0	359.4	314.0	32.2	1820.0	1300.0	365.0	1.69	0.50	0.12	6.93	122.0
	mean	359.4	43.7	82.4	174.7	6.7	985.8	761.2	43.4	0.60	0.38	0.08	3.76	50.8
	std	159.9	62.8	93.8	33.3	6.6	146.0	108.6	53.6	0.27	0.07	0.01	0.86	23.2
中水膠比	minimum	92.0	0.0	0.0	139.0	0.0	700.8	594.0	1.0	0.35	0.35	0.06	2.18	4.5
	maximum	896.0	200.1	316.1	314.0	18.8	1322.0	968.0	365.0	2.10	0.65	0.13	6.48	97.0
	mean	266.2	51.1	69.8	188.3	4.3	972.3	789.5	56.4	0.83	0.51	0.09	4.73	33.5
	std	111.7	62.9	85.8	24.0	4.7	97.7	93.0	79.6	0.32	0.08	0.01	0.93	14.2
高水膠比	minimum	71.0	0.0	0.0	158.1	0.0	735.4	580.0	3.0	0.50	0.50	0.07	3.51	2.0
	maximum	436.0	200.1	238.7	246.9	17.9	1294.1	968.0	365.0	2.73	0.90	0.13	9.85	59.6
	mean	219.8	30.1	64.1	192.6	2.1	935.0	850.9	68.4	1.04	0.63	0.09	5.82	25.3
	std	79.9	53.2	76.8	14.7	3.6	115.4	93.9	96.3	0.48	0.10	0.01	0.97	12.4

註：W/C=(W+SP)/(C)、W/B=(W+SP)/(C+FL+SL)、W/S=(W+SP)/(C+FL+SL+CA+FA)、TA/B=(CA+FA)/(C+FL+SL)

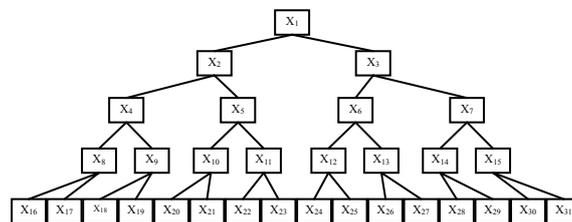
二、運算樹規則及基因編碼方式

本研究為產生自組織公式，採用運算樹的結構來表達公式。圖三為一個五層的運算樹示意圖，而運算樹的運算子及運算元的編碼方式如表二及表三所示。其中：

- 第一層的節點(X₁)限使用運算子，因此值域為 1~6 的整數；
- 第二、三、四層節點(X₂~X₁₅)可使用運算子或運算元，因此值域為 1~19 的整數，其中當編碼為 19 時，代表使用常數 K，而 K 的值域限定為 -100~+100 的連續數值；
- 第五層的節點(X₁₆~X₃₁)限使用運算元，因此值域為 7~19 的整數。

此外，此樹狀結構遵守下列規則：

- 當節點使用 ln 運算子時，則此運算子只對「左」節點運算。
- 當節點使用運算元(變數或常數)時，則該節點下方的節點將被忽略。



圖三 五層的運算樹示意圖

表二 運算子之編碼

編碼	1	2	3	4	5	6
運算子	+	-	×	÷	x ^y	ln

表三 運算元(變數或常數)之編碼

編碼	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
運算元	C	FL	SL	W	SP	CA	FA	AGE	W/C	W/B	W/S	TA/B	K

三、運算樹預測值之迴歸修正

運算樹的預測值有時會有偏斜現象，即預測值與實際值間存在平移及旋轉關係。為修正運算樹的偏斜現象，本研究以下列單變數迴歸公式(1)改正之：

$$y = \alpha + \beta \cdot f \quad (1)$$

其中

y = 以迴歸公式改進後之運算樹預測強度值

f = 運算樹預測強度值

$$\alpha = \bar{y} - \beta \cdot \bar{f} \quad (2)$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f}) \times (y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2} \quad (3)$$

其中

\bar{y} = 所有資料的實際強度平均值

\bar{f} = 所有資料的運算樹預測強度平均值

y_i = 第*i*筆資料的實際強度值

f_i = 第*i*筆資料的運算樹預測強度值

四、適應度函數

本研究以訓練範例的誤差均方根(Root of Mean Square, RMS)最小化作為適應度函數，並以測試範例的誤差均方根評估產生的預測公式是否具有普遍性。RMS 公式如下：

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (4)$$

其中 \hat{y}_i 為第*i*筆資料的預測強度值； y_i 為第*i*筆資料的實際強度值； n 為訓練範例或測試範例之總筆數。

五、演算法參數設定

文獻[13,14]建議的遺傳演算法參數設定為：(一)交配後產生之個體數 10~200 個；(二)交配率設定為 0.4~0.99；(三)突變率設定為 0.0001~0.1。本研究所採用之遺傳演算法參數設定為：(一)交配後產生之個體數設定為 100 個；(二)交配率設定為 0.9；(三)突變率設定為 0.001。此外，使用精英策略強迫保留目前為止所搜尋到的最佳個體，並設定收斂條件為連續 1000 個世代不再進步時停止演化。

肆、結果

一、演化運算樹(Genetic Operation Tree, GOT)

遺傳演算法的解答具有隨機性，因此本研究以不同的亂數種子，分別對不同水膠比(低水膠

比、中水膠比及高水膠比)執行三次，以得到不同水膠比下的 HPC 強度 GOT 模型，分述如下：

● 低水膠比(0.5 以下)

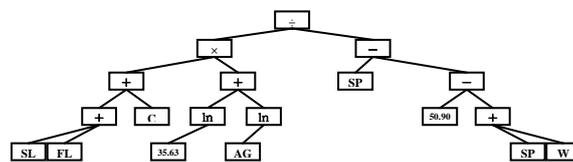
GOT 於低水膠比所產生的三組 HPC 強度模型如圖四至圖六所示。其產生的模型公式如公式(5)至公式(7)。

$$y = -2831.80 + 416.77 \times \frac{(SL + FL + C)}{2SP + W - 50.90} \times [\ln(AGE) + \ln(35.63)] \quad (5)$$

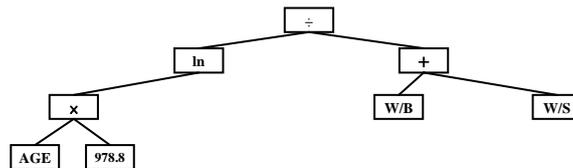
$$y = -43.24 + 4.21 \times \frac{\ln(AGE \times 978.8)}{(W/B) + (W/S)} \quad (6)$$

$$y = -7873.61 + 1502.81 \times \ln\left(\frac{AGE}{(W/B)^{\ln((TA/B) \times C)}}\right) \quad (7)$$

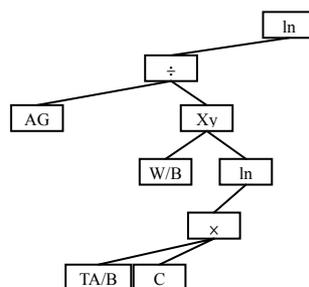
上述 GOT 所產生的三組低水膠比 HPC 強度模型，其訓練範例及測試範例 RMS 比較如表四所示，實際強度與預測強度散佈圖如圖七至圖九所示。



圖四 第一組低水膠比之 GOT 樹狀圖



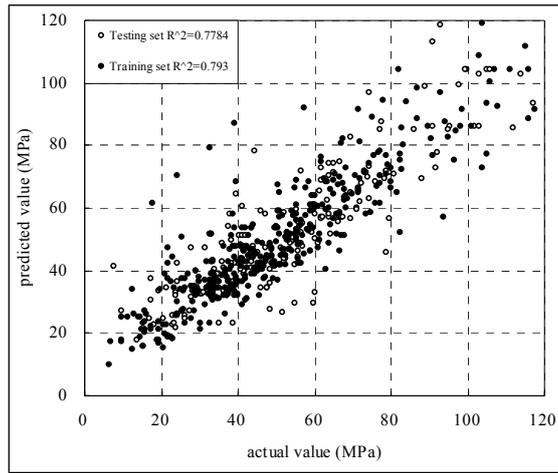
圖五 第二組低水膠比之 GOT 樹狀圖



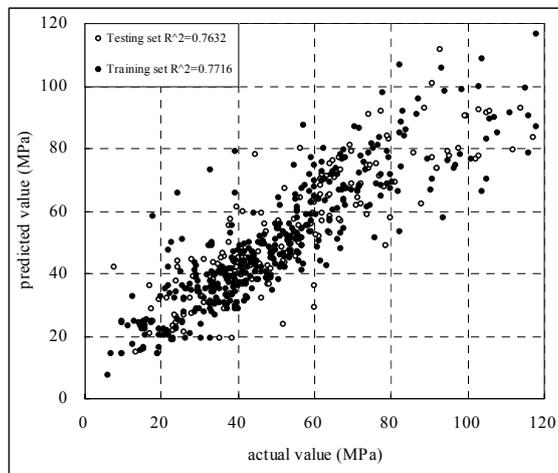
圖六 第三組低水膠比之 GOT 樹狀圖

表四 GOT 於低水膠比之 HPC 強度模型 RMS

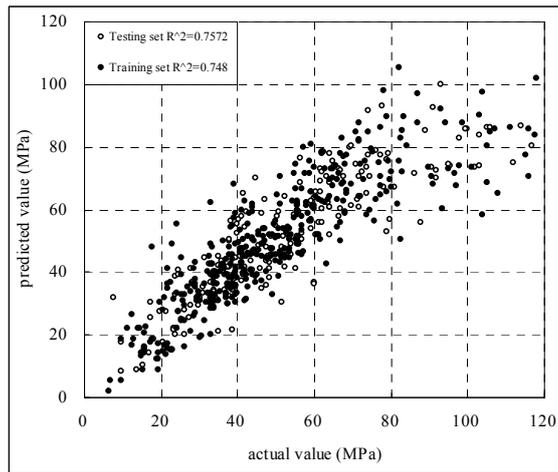
組別	訓練範例 RMS(MPa)	測式範例 RMS(MPa)
1	10.48	11.05
2	11.00	11.43
3	11.56	11.61
平均	11.01	11.36



圖七 第一組 GOT 低水膠比強度散佈圖



圖八 第二組 GOT 低水膠比強度散佈圖



圖九 第三組 GOT 低水膠比強度散佈圖

● 中水膠比(0.35~0.65)

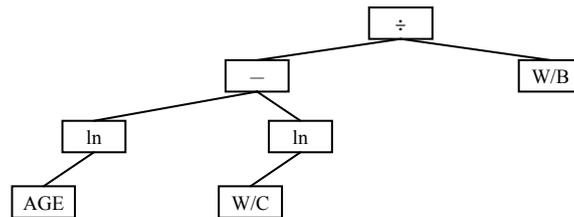
GOT 於中水膠比所產生的三組 HPC 強度模型如圖十至圖十二所示。其產生的模型公式如公式(8)至公式(10)。

$$y = 5.01 + 4.02 \times \frac{\ln(AGE) - \ln(W/C)}{W/B} \quad (8)$$

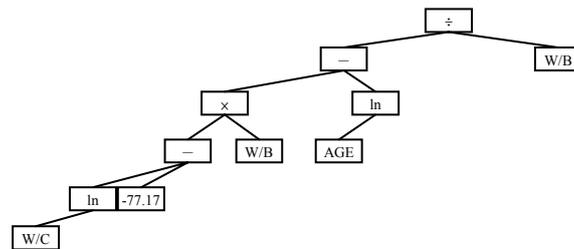
$$y = 329.33 - 4.20 \times \frac{[\ln(W/C) + 77.17] \times W/B - \ln(AGE)}{W/B} \quad (9)$$

$$y = 8.71 + 0.031 \times \frac{\ln[AGE^2 - AGE - \ln(W/B)]}{(W/B) \times (W/S) / \ln(C)} \quad (10)$$

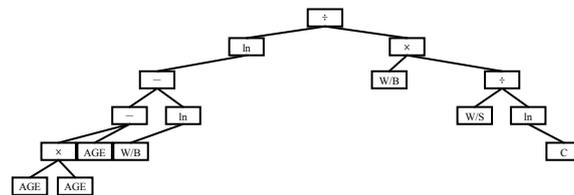
上述 GOT 所產生的三組中水膠比 HPC 強度模型，其訓練範例及測試範例 RMS 比較如表五所示，實際強度與預測強度散佈圖如圖十三至圖十五所示。



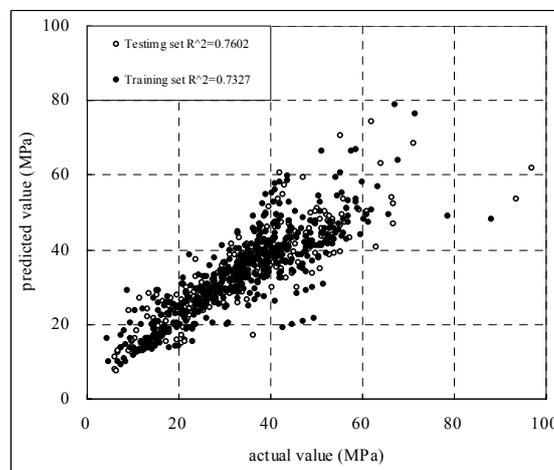
圖十 第一組中水膠比之 GOT 樹狀圖



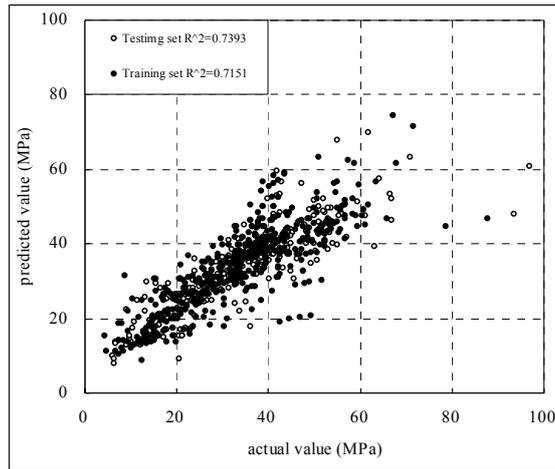
圖十一 第二組中水膠比之 GOT 樹狀圖



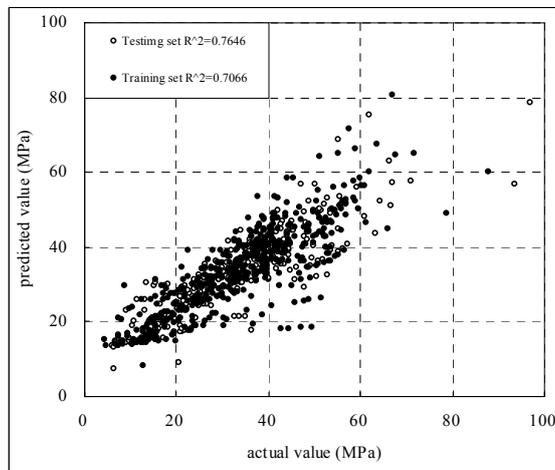
圖十二 第三組中水膠比之 GOT 樹狀圖



圖十三 第一組 GOT 中水膠比強度散佈圖



圖十四 第二組 GOT 中水膠比強度散佈圖



圖十五 第三組 GOT 中水膠比強度散佈圖

表五 GOT 於中水膠比之 HPC 強度模型 RMS

組別	訓練範例 RMS(MPa)	測式範例 RMS(MPa)
1	7.08	7.51
2	7.31	7.83
3	7.42	7.49
平均	7.27	7.61

● 高水膠比(0.5 以上)

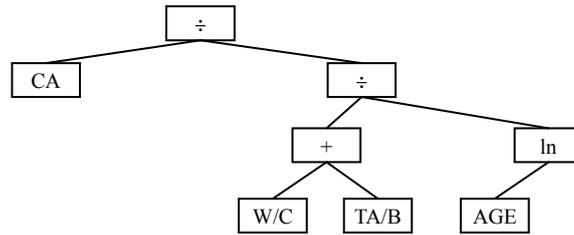
GOT 於高水膠比所產生的三組 HPC 強度模型如圖十六至圖十八所示。其產生的模型公式如公式(11)至公式(13)。

$$y = 2.43 + 0.05 \times \frac{CA \times \ln(AGE)}{(W/C) + (TA/B)} \quad (11)$$

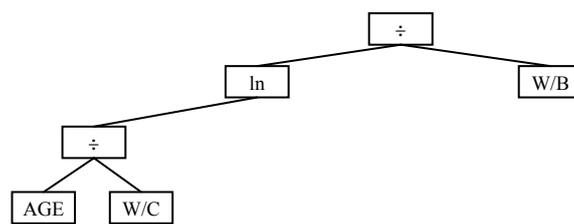
$$y = 1.21 + 4.41 \times \frac{\ln(AGE/(W/C))}{W/B} \quad (12)$$

$$y = 2.02 + 3633.95 \times \frac{\ln(AGE)}{(W/B) \times FA} \quad (13)$$

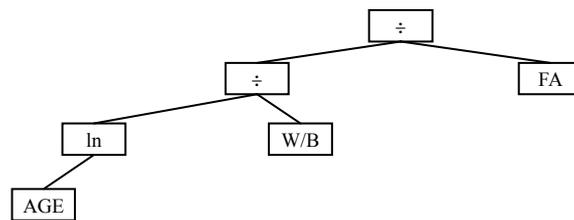
上述 GOT 所產生的三組高水膠比 HPC 強度模型，其訓練範例及測試範例 RMS 比較如表六所示，實際強度與預測強度散佈圖如圖十九至圖二十一所示。



圖十六 第一組高水膠比之 GOT 樹狀圖



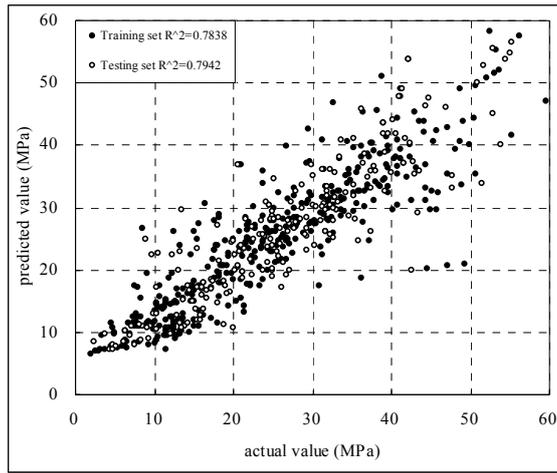
圖十七 第二組高水膠比之 GOT 樹狀圖



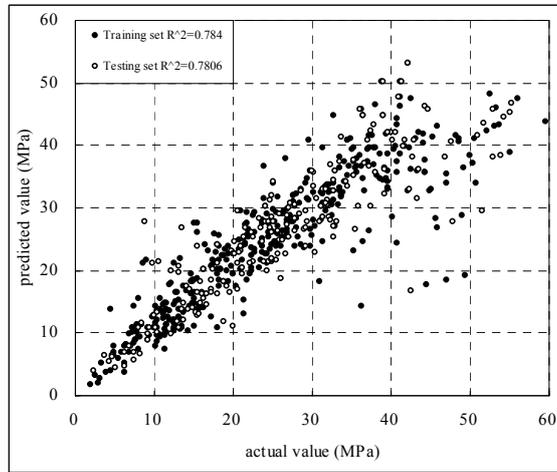
圖十八 第三組高水膠比之 GOT 樹狀圖

表六 GOT 於高水膠比之 HPC 強度模型 RMS

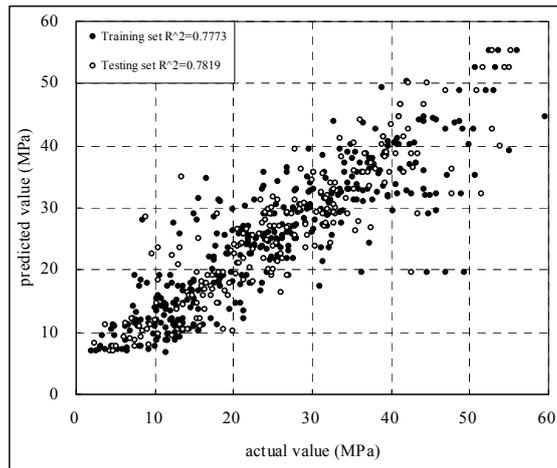
組別	訓練範例 RMS(MPa)	測式範例 RMS(MPa)
1	5.81	5.48
2	5.81	5.66
3	5.89	5.64
平均	5.84	5.59



圖十九 第一組 GOT 高水膠比強度散佈圖



圖二十 第二組 GOT 高水膠比強度散佈圖



圖二十一 第三組 GOT 高水膠比強度散佈圖

二、非線性迴歸分析(Nonlinear Regression Analysis, NLRA)

爲了與 GOT 作比較，本研究採用非線性迴歸分析，並假設六種 HPC 非線性迴歸強度模式：

模式 1：水膠比指數模式

此模式假設混凝土強度與水膠比的指數成比例關係，即 Abrams 氏的混凝土強度公式：

$$f'_c = \frac{f_c}{c^{\left(\frac{W_w + W_{SP}}{W_c + k_{sl}W_{sl} + k_{fl}W_{fl}}\right)}} \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}}\right) \quad (15)$$

其中 $f_c, k_{sl}, k_{fl}, a, b$ 與 c 爲待定參數。因爲在水膠比爲 0，齡期 t 極大的情況下，混凝土強度等於 f_c ，故它可視爲膠結材料的極限強度。 k_{sl} 與 k_{fl} 爲爐灰(slag)與飛灰(fly ash)的效果因子(effect factor)， a 與 b 爲控制強度與時間關係的成熟因子(mature factor)， c 爲控制強度與 water-binder ratio 關係的曲線因子(curve factor)。

模式 2：水膠比乘冪模式

此模式爲模式 1 的修正版，假設混凝土強度與水膠比的乘冪成比例關係。因水膠比越大，混凝土強度越低，故待定參數 c 必小於 0。

$$f'_c = f_c \cdot \left(\frac{W_w + W_{SP}}{W_c + k_{sl}W_{sl} + k_{fl}W_{fl}}\right)^c \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}}\right) \quad (16)$$

模式 3：膠結基材重量比乘冪模式

此模式爲模式 2 的修正版，假設混凝土強度與「膠結基材重量比」的乘冪成正比。膠結基材比爲膠結料與所有的基材(含膠結料、水、添加劑)的比例。採用「膠結基材比」的優點是在「膠結基材比」爲 1，齡期 t 極大的情況下，混凝土強度等於 f_c ，故它可視爲膠結材料的極限強度。

$$f'_c = f_c \cdot \left(\frac{W_c + k_{sl}W_{sl} + k_{fl}W_{fl}}{W_c + W_{sl} + W_{fl} + W_w + W_{SP}}\right)^c \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}}\right) \quad (17)$$

模式 4：膠結基材體積比乘冪模式 1

此模式爲模式 3 的修正版，假設混凝土強度與「膠結基材體積比」的乘冪成正比。採用體積比是參考 Feret 的「混凝土強度與膠結料體積佔所有基材的比例之平方成正比」之主張[15,16]。因此如果 Feret 的主張正確，則下式中的待定參數 c 應爲 2。

$$f'_c = f_c \cdot \left(\frac{V_c + k_{sl}V_{sl} + k_{fl}V_{fl}}{V_c + V_{sl} + V_{fl} + V_w + V_{SP}}\right)^c \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}}\right) \quad (18)$$

模式 5：體積膠結基材比乘冪模式 2

此模式爲模式 4 的修正版，其「膠結基材體積比」的定義略有不同。

$$f'_c = f_c \cdot \left(\frac{V_c + k_{sl}V_{sl} + k_{fl}V_{fl}}{V_c + k_{sl}V_{sl} + k_{fl}V_{fl} + V_w + V_{SP}}\right)^c \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}}\right) \quad (19)$$

模式 6：體積膠結基材比乘幂模式 3

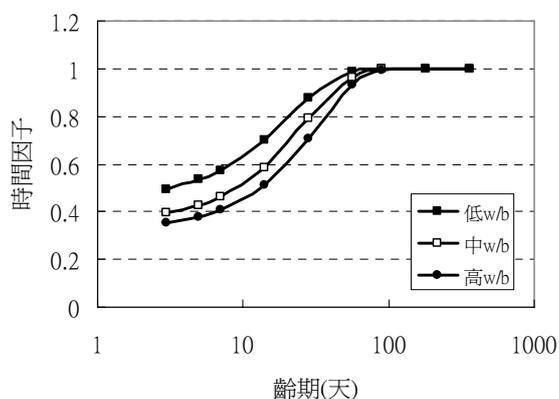
此模式為模式 4 的修正版，此模式除了假設混凝土強度與「膠結基材體積比」的乘幂成正比外，還假設與一個「膠結料因子」有關，當膠結料完全由水泥構成時，膠結料因子為 1。

$$f'_c = f_c \cdot \left(\frac{V_c + k_{sl}V_{sl} + k_{fl}V_{fl}}{V_c + V_{sl} + V_{fl}} \right) \cdot \left(\frac{V_c + V_{sl} + V_{fl}}{V_c + V_{sl} + V_{fl} + V_w + V_{SP}} \right)^c \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot e^{-bt}} \right) \quad (20)$$

本研將不同水膠比的資料集，以最佳化方法迴歸求得參數如表七所示。可知：

(1) 成熟因子 a 與 b

低、中、高水膠比的資料集的參數 a 與 b 的值與模式無關，分別約為 $a=1.3, 1.9, 2.2$ (圖二十三)， $b=0.08, 0.07, 0.06$ (圖二十四)。將此值代入 $1/(1+a \cdot e^{-bt})$ 可得圖二十二的時間因子曲線，其中低水膠比的早期時間因子大於高水膠比者，但齡期達到 100 天時，都達到 1.0，即強度都已發展出來。這樣的結果與現有的混凝土知識一致[1]。



圖二十二 低、中、高水膠比的時間因子曲線

(2) 曲線因子 c

模式 4、模式 5 與模式 6 是參考 Feret 的「混凝土強度與膠結料體積佔所有基材的比例之平方成正比」之主張而設計的模式。因此如果 Feret 的主張正確，則參數 c 應為 2。由表七可知，在低、中、高水膠比，其值分別約為 2.7, 1.9, 2.45，其中，中水膠比(0.35 至 0.65 之間)的值 1.9 最接近 Feret 主張的 2。由於中水膠比的樣本其水膠比最接近常規的範圍、樣本數最多，因此其曲率因子 c 應最具代表性(圖二十五)。此外，本研究也證明 Feret 的主張也適用在含有大量爐石與飛灰的混凝土。

(3) 爐灰效果因子

模式 1~6 的低、中、高水膠比的爐灰效果因子如圖二十六所示。其特徵有二：(a) 均小於 1.0；(b) 均隨水膠比增加而遞增。前者的意義是爐石對強度的貢獻無論是以重量(如模式 1~3)或體積(如模式 4~6)來論，均低於水泥。後者的意義是爐灰對低水膠比的混凝土強度貢獻小，但對高水膠比的混凝土強度的貢獻大。

(4) 飛灰效果因子

模式 1~6 的低水膠比、中水膠比及高水膠比飛灰效果因子如圖二十七所示。其特徵有二：(a) 均小於 1.0，且大多小於同模式、同水膠比下的爐灰因子；(b) 均隨水膠比增加而遞減。前者的意義是飛灰對強度的貢獻無論是以重量(如模式 1~3)或體積(如模式 4~6)來論，均低於水泥與爐

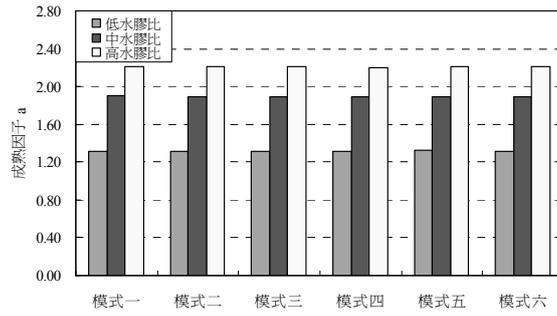
灰。後者的意義是飛灰對低水膠比的混凝土強度貢獻大，但對高水膠比的混凝土強度的貢獻小。

(5) 極限強度因子

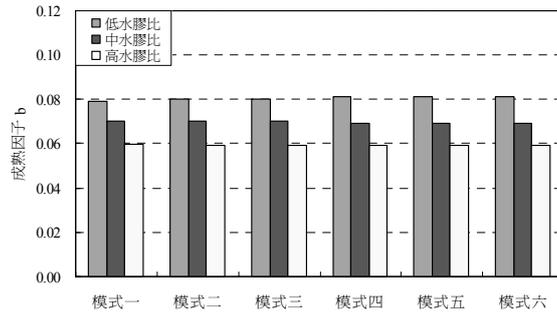
模式 1、模式 3 與模式 5 的 f_c 是這些模式所能達到的極限強度。在低、中、高水膠比的極限強度約 145~290、190~380、290~580 MPa(圖二十八)。因為高水膠比混凝土其強度平均而言比低水膠比者低，因此極限強度對其而言是很遠的外推值，因此其極限強度較為不準。反之，低水膠比其實驗數據得到極限強度推估值應較可信。

表七 NLRA 優化後的參數

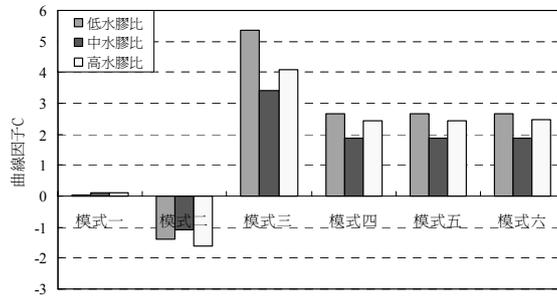
公式	資料集	a	b	c	k_{sl}	k_{fl}	f_c
公式 1	不分水膠比	1.429	0.066	0.058	0.744	0.648	212.589
	低水膠比	1.316	0.079	0.022	0.73	0.814	289.068
	中水膠比	1.901	0.070	0.118	0.773	0.718	144.822
	高水膠比	2.213	0.060	0.098	0.847	0.609	172.711
公式 2	不分水膠比	1.4159	0.0662	-1.3114	0.7344	0.7157	19.3491
	低水膠比	1.309	0.080	-1.406	0.722	0.767	16.829
	中水膠比	1.893	0.070	-1.103	0.764	0.766	22.630
	高水膠比	2.212	0.059	-1.608	0.860	0.637	18.722
公式 3	不分水膠比	1.418	0.067	4.360	0.908	0.891	292.558
	低水膠比	1.310	0.080	5.375	0.918	0.936	378.983
	中水膠比	1.896	0.070	3.423	0.921	0.916	197.544
	高水膠比	2.208	0.059	4.094	0.946	0.857	292.182
公式 4	不分水膠比	1.419	0.067	2.304	0.790	0.681	431.275
	低水膠比	1.319	0.081	2.677	0.797	0.733	543.649
	中水膠比	1.893	0.069	1.869	0.811	0.705	286.555
	高水膠比	2.204	0.059	2.426	0.852	0.626	559.138
公式 5	不分水膠比	1.421	0.067	2.301	0.558	0.342	429.572
	低水膠比	1.322	0.081	2.677	0.517	0.370	541.256
	中水膠比	1.891	0.069	1.881	0.661	0.482	289.957
	高水膠比	2.211	0.059	2.452	0.659	0.195	575.860
公式 6	不分水膠比	1.421	0.067	2.305	0.558	0.340	430.694
	低水膠比	1.320	0.081	2.680	0.515	0.368	542.563
	中水膠比	1.892	0.069	1.879	0.662	0.483	289.181
	高水膠比	2.207	0.059	2.481	0.653	0.187	594.485



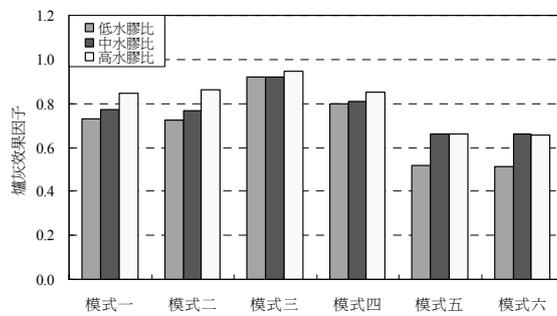
圖二十三 模式一至模式六的成熟因子 a 變化



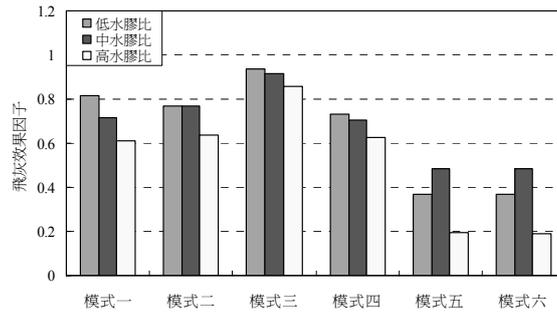
圖二十四 模式一至模式六的成熟因子 b 變化



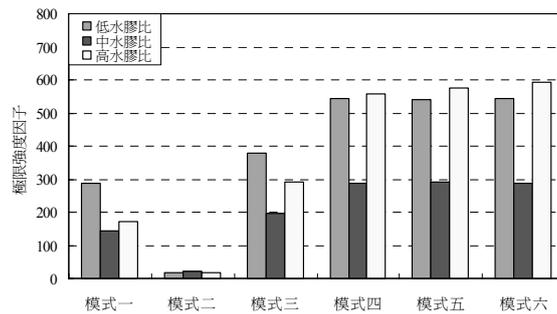
圖二十五 模式一至模式六的曲線因子 c 變化



圖二十六 模式一至模式六的爐灰效果因子 k_{sl} 變化



圖二十七 模式一至模式六的飛灰效果因子 k_{fl} 變化



圖二十八 模式一至模式六的極限強度 f_c 變化

模式一至六的 RMS 結果如表八所示。其中「不區分水膠比」的「全部水膠比」是指使用全部資料用 NLRA 建模的結果；而「不區分水膠比」的「低水膠比」、「中水膠比」及「高水膠比」三欄是將不同水膠比的資料用上述模型分別預測下的結果。另外，「區分水膠比」的低、中及高水膠比為分別將不同水膠比的資料用 NLRA 建模的結果。由表八可知：

- (1) 將實驗數據區分為低、中及高水膠比的作法，比不區分的作法更準確。
- (2) 不論是不區分水膠比或區分水膠比，其 RMS 的大小依序為低水膠比、中水膠比、及高水膠比，而全部水膠比因包含所有水膠比範圍，因此其 RMS 介於三者中間。這是因為低水膠混凝土具有高強度，故其預測誤差比高水膠比者高。
- (3) 訓練範例與測試範例誤差很接近，顯示無嚴重的過度配適問題。

由區分水膠比的結果可知，模式一至六的預測能力大致相同；但若由不區分水膠比的全部水膠比結果可得，模式一為最好的優化方法，其 RMS 值為 9.74 MPa，次之為模式四的 9.86MPa，再次之為模式二、模式三及模式五的 9.87 MPa，而模式六最差，其 RMS 值為 10.15 MPa。

表八 NLRA 的訓練範例及測試範例結果

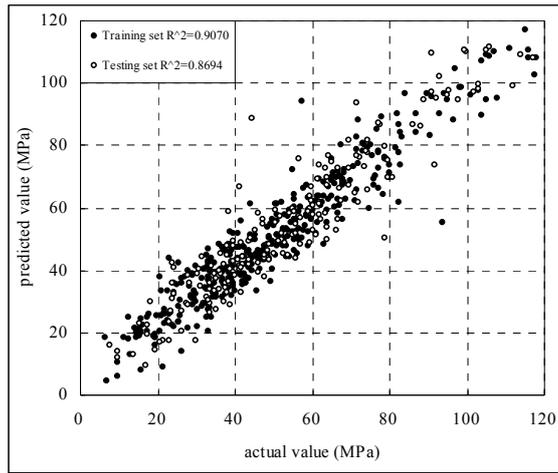
模式		不區分水膠比(MPa)				區分水膠比(MPa)		
		全部水膠比	低水膠比	中水膠比	高水膠比	低水膠比	中水膠比	高水膠比
1	訓練集	9.13	12.01	7.75	7.06	11.35	7.10	5.98
	測試集	9.74	11.81	8.03	6.57	11.33	7.49	5.25
2	訓練集	9.19	11.71	7.25	6.56	11.30	7.05	6.00
	測試集	9.87	11.80	7.60	5.97	11.33	7.45	5.31
3	訓練集	9.20	11.61	7.58	6.90	11.23	7.09	6.01
	測試集	9.87	11.57	7.98	6.38	11.30	7.50	5.30
4	訓練集	9.20	11.61	7.47	6.86	11.33	7.08	6.01
	測試集	9.86	11.61	7.89	6.32	11.38	7.48	5.30
5	訓練集	9.22	11.63	7.44	6.82	11.35	7.06	5.97
	測試集	9.87	11.60	7.83	6.26	11.35	7.45	5.24
6	訓練集	9.49	11.62	7.45	6.81	11.35	7.06	5.96
	測試集	10.15	11.60	7.84	6.26	11.36	7.45	5.25
平均	訓練集	9.24	11.70	7.49	6.84	11.32	7.07	5.99
	測試集	9.89	11.67	7.86	6.29	11.34	7.47	5.28

三、倒傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)

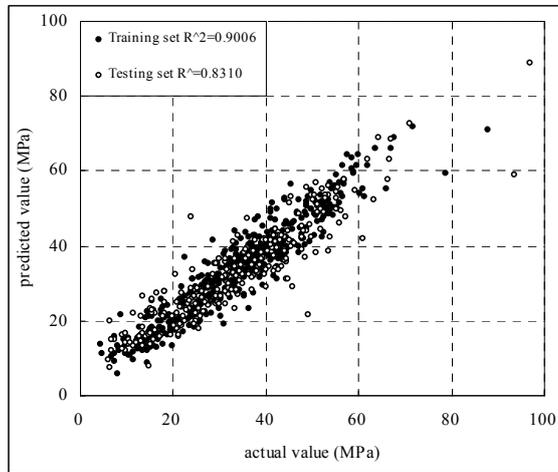
爲了比較，本研究另外以倒傳遞網路來建立模型。本研究以 12-12-1(12 輸入節點、12 隱藏節點、1 輸出節點)的網路架構來做爲準確度的比較，其初始權值範圍爲±0.3、初始學習速率爲 1.0、學習速率衰減率爲 0.99、學習速率下限值爲 0.1、慣性因數初始值爲 0.5、慣性因數衰減率爲 0.99、慣性因數下限值爲 0.1 及學習循環=1000，其 RMS 如表九，其實際強度與預測強度散佈圖如圖二十九至圖三十一所示。

表九 BPN 於三種水膠比區分下之 HPC 強度模型預測結果

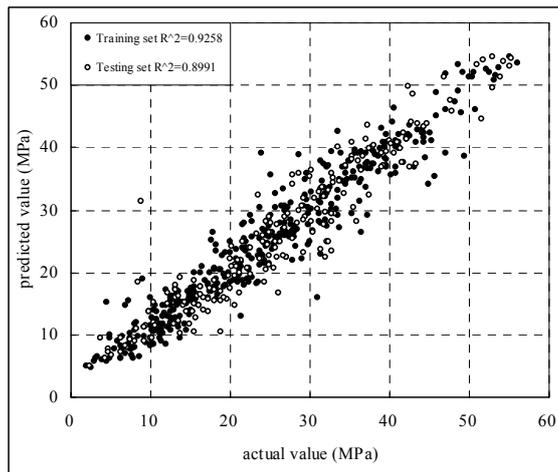
	訓練範例 RMS(MPa)	測試範例 RMS(MPa)
低水膠比	7.02	8.50
中水膠比	4.32	6.23
高水膠比	3.40	3.83



圖二十九 BPN 於低水膠比強度預測散佈圖



圖三十 BPN 於中水膠比強度預測散佈圖



圖三十一 BPN 於高水膠比強度預測散佈圖

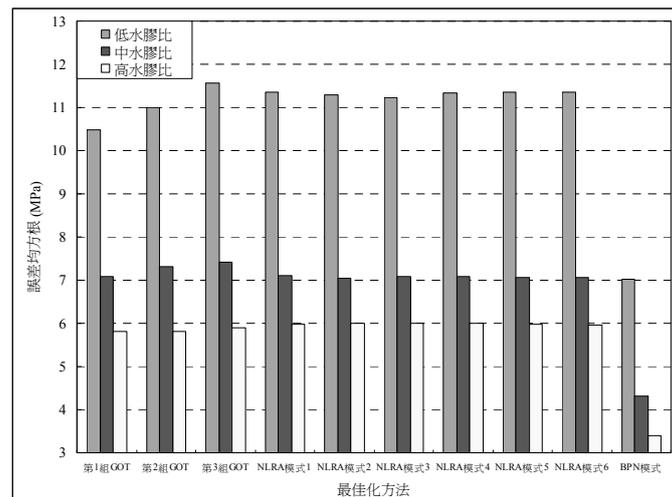
四、各方法的比較

將表四, 五, 六, 八, 九的結果整理成表十及繪成圖三十二及圖三十三, 表十分別比較 GOT、NLRA 及 BPN 三種模式的 RMS 以評估其模型準確度, 以及變數數目、係數數目平均值以評估其模型複雜度。其中變數數目為各種方法的輸入變數數目(例如 C, W, W/B...等), 而係數數目為各種方法的可調係數數目(例如 NLRA 的 $f_c, k_{sl}, k_{fl}, a, b$ 與 c ; GOT 的 α, β 及常數 K; BPN 的連結權值 W 與門限值 θ), 由表及圖可知:

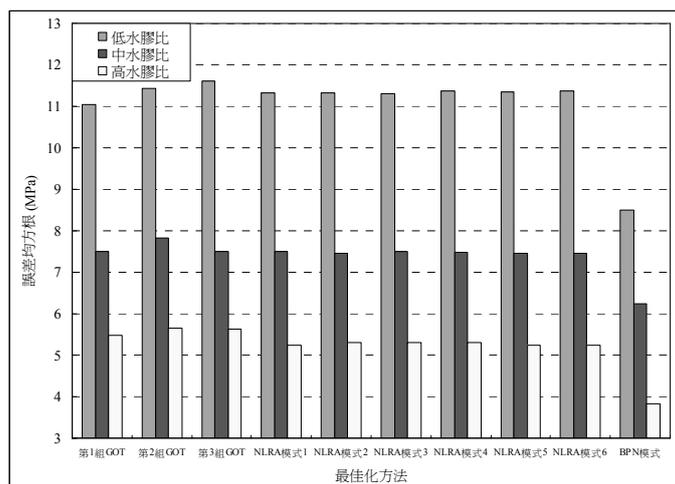
- 模型準確度比較: 對訓練範例及測試範例, 無論水膠比高低, BPN均遠優於GOT與NLRA; 而GOT與NLRA二者預測能力大約相等。
- 模型複雜度比較: GOT的變數平均使用數量少於NLRA, 因此GOT產生的水膠比強度模型複雜程度較低, 亦即如果需產生一個簡單、可理解的強度預測模型, GOT是較佳的選擇。

表十 三種方法的訓練及測試範例 RMS 平均

比較項目 \ 模型	GOT 建模			NLRA 建模			BPN 建模		
	低	中	高	低	中	高	低	中	高
訓練集 RMS 平均	11.01	7.27	5.84	11.32	7.07	5.99	7.02	4.32	3.40
測試集 RMS 平均	11.36	7.61	5.59	11.34	7.47	5.28	8.50	6.23	3.83
變數數目平均	4.7	3.3	3.3	6	6	6	12	12	12
係數數目平均	2.7	2.7	2	6	6	6	169	169	169
模型複雜度	低	低	低	中	中	中	高	高	高



圖三十二 三種方法的訓練範例結果比較



圖三十三 三種方法的測試範例結果比較

五、結論

本文研究結論歸納如下：

1. 在以 NLRA 方法建立預測模型時，將實驗數據區分為低、中及高水膠比的作法，比不區分的作法更準確。
2. 若使用者不要求產生可理解的高性能混凝土強度模型，只要求模型要有最高的預測準確度，則倒傳遞網路是一個最準確、快速的建模方法。
3. 雖然演化運算樹及非線性迴歸分析的預測準確度相近，而且都能產生可理解的 HPC 強度模型，但演化運算樹不需事先假設一個含有許多係數的非線性公式，再調整這些係數使誤差平方和最小化，而可以自動產生公式。由於對新材料缺少了解，無法事先假設一個合理的公式，故非線性迴歸分析並不適用。因此演化運算樹能「自組織」產生公式的能力對建立新材料的行為模型而言，是一個重大的優點。
4. 低水膠比的早期強度發展速度明顯高於高水膠比者，但齡期達到 100 天時，無論水膠比高低，都達到 1.0，即強度都已發展出來。
5. 在 Feret 提出「混凝土強度與膠結料體積佔所有基材的比例之平方成正比」的主張時，當時的混凝土中只含，水、水泥、粗骨材、細骨材等四種材料，本研究顯示此主張適用於現代含有大量爐石與飛灰的混凝土。
6. 爐灰對強度的貢獻無論是以重量或體積來論，均低於水泥；爐灰對低水膠比的貢獻小，但對高水膠比的貢獻大。
7. 飛灰對強度的貢獻無論是以重量或體積來論，均低於水泥與爐灰；飛灰對低水膠比的貢獻大，但對高水膠比的貢獻小。

References

- [1] 黃兆龍，混凝土性質與行為，詹氏書局 (1999)。
- [2] ANN Haykin, S. (2005). Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall PTR, NJ.
- [3] Yeh, I-Cheng. (1999). Design of high performance concrete mixture using neural networks and nonlinear programming. *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.13, No.1, 36-42.
- [4] Yeh, I-Cheng, "Modeling concrete strength with augment-neuron networks," *Journal of Material*

- Civil Engineering*, Vol.10, No.4, pp.263–268 (1998).
- [5] Yeh, I-Cheng, “Modeling of strength of high performance concrete using artificial neural networks,” *Cement Concrete Research*, Vol. 28, No.12, pp. 1797–1808 (1998).
- [6] Kim, J. I., Kim, D. K., Feng, M. Q., and Yazdani, F., “Application of neural networks for estimation of concrete strength,” *Journal of Civil Engineering*, Vol. 16, No. 4, pp.257–264 (2004).
- [7] Öztaş, A., Pala, M., Özbay, E., Kanca, E., Çağlar, N., and Bhatti, M. A., “Predicting the compressive strength and slump of high strength concrete using neural network,” *Construction and Building Materials*, Vol.20, No.9, pp.769-775 (2006).
- [8] Haj-Ali RM, Kurtis KE, and Akshay R, Neural network modeling of concrete expansion during long-term sulfate exposure. *ACI Materials Journal*. 2001; 98(1): 36-43.
- [9] Nehdi M, Djebbar Y, Khan A. Neural network model for preformed-foam cellular concrete. *ACI Materials Journal*. 2001; 98(5):402-409.
- [10] 連立川、葉怡成、鄭明淵，「以遺傳演算法及運算樹作高性能混凝土強度建模」，技術學刊，第二十一卷，第一期，第 41-54 頁 (2006)。
- [11] Chen, L., “A study of applying macroevlutionary genetic programming to concrete strength estimation,” *ASCE, Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.17, No.4, pp.290-294 (2003).
- [12] Ozbay, E., Gesoglu, M. and Güneyisi, E., “Empirical modeling of fresh and hardened properties of self-compacting concretes by genetic programming,” *Construction and Building Materials*, Vol.22, No.8, pp.1831-1840 (2008).
- [13] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, Massachusetts. (1989).
- [14] 雷英杰、張善文、李續武、周創明，*MATLAB 遺傳算法工具箱及應用*，西安電子科技大學出版社 (2005)。
- [15] Larrard, F., “Optimization f High-performance concrete,” *Seminar on High Performance Concrete*, pp.31-44, Taipei, Taiwan (1993).
- [16] Larrard, F. and Sedran, T., “Optimization of ultra-high-performance concrete by the use of a packing model,” *Cement Concrete Research*, Vol. 24, No.6, pp. 997–1009 (1994).