

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告

螞蟻演算法最佳化倒傳遞類神經網路
評估土層剪力波速之研究

**OPTIMAL BACKPROPAGATION NEURAL NETWORKS FOR
EVALUATION OF SHEAR WAVE VELOCITY OF
SOIL STRATUM WITH ANT COLONY ALGORITHMS**

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC 92-2211-E-002-046-

執行期間：92年8月1日至93年7月31日

計畫主持人：左天雄

計畫參與人員：黃柏祥、王進孝、黃文蔚

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)：精簡報告

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：國立台灣大學土木工程學系

中華民國93年10月27日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

螞蟻演算法最佳化倒傳遞類神經網路

評估土層剪力波速

OPTIMAL BACKPROPAGATION NEURAL NETWORKS FOR EVALUATION OF SHEAR WAVE VELOCITY OF SOIL STRATUM WITH ANT COLONY ALGORITHMS

計畫編號：NSC92-2211-E-002-046

執行期限：92年08月01日至93年07月31日

計畫主持人：左天雄

計畫參與人員：黃柏祥、王進孝、黃文蔚

一、中文摘要

本研究針對土層剪力波速分析，分別以標準貫入試驗(SPT)及圓錐貫入試驗(CPT)所得之土壤參數，以及懸盪式井測資料擷取系統(suspension PS logger)及電子震測錐貫入試驗(SCPT)所量測之土層剪力波速，進行倒傳遞類神經網路模式研究，更以螞蟻演算法取代傳統人工試誤方式，自動化、最佳化、有效率地決定倒傳遞類神經網路之結構。

關鍵字：剪力波速、螞蟻演算法(ACO)、貫入試驗、倒傳遞類神經網路(BPNN)。

ABSTRACT

Using optimizing back-propagation neural networks (BPNN) with ant colony optimization algorithms, the shear wave velocity of soil stratum may be accessed by the parameters obtained from suspension PS logger tests and and electronic seismic cone penetration tests (SCPT), respectively.

Key Words: shear wave velocity, ant colony optimization algorithms(ACO), penetration tests, backpropagation neural networks (BPNN).

二、緣由與目的

獲得土層動態參數的試驗之中，室內實驗常因取樣而導致土壤重模與應力狀態的改變，現地震測試驗則可克服以上的缺點。儘管如此，在實際工程上仍有一個基本限制：相對所欲分析的工程現場，大地工程師通常只能獲得很少的試驗或現地探勘的資料。即大地工程師常依賴有限的資料進行預測與分析，因此需要利用一些經驗公式的幫助，這些公式一般是使用統計迴歸分析所獲得。

類神經網路(artificial neural network, ANN)之研究起源於1950年代左右的學者，由於在影像處理、語音辨認以及決策處理上，往往人類的表現會遠遠地超越最高速的電腦，故希望能設計出像人類一樣，具有思考及學習能力的機器。

與迴歸方法不同的是，類神經網路不需要事先假設方程式的型式，只需提供其具代表性的訓練樣本，即可藉由學習流程使網路準確模擬參數間之映射關係；其系統性的訓練方法不僅簡單，

同時也提供了另一個方向來輔助現有的分析方式，但類神經網路之隱藏層數，神經元數及訓練次數(訓練循環數)，目前無系統化的選擇方式，常以試誤法(trial and error)決定，過多的神經元及訓練次數將使網路產生過度學習(over-learning)的情形，導致類神經網路喪失推廣的能力(即非線性內插與外插的能力)，故須以最佳化演算法作網路相關參數的決定。

本研究使用倒傳遞類神經網路模式，分別經由標準貫入試驗(standard penetration test, SPT)及圓錐貫入試驗(cone penetration test, CPT)參數，建立評估土層剪力波速的網路模式，並以螞蟻演算法完成網路相關參數之最佳化，其評估結果的正確性，可藉由與現地剪力波震測試驗分析所得之土層剪力波速比較而確定。利用SPT及CPT試驗之相關參數，快速且正確地評估土層的剪力波速即為本研究之目的。

三、結果與討論

3.1 倒傳遞類神經網路模式

本研究使用Rumelhart等人(1986)所發明的倒傳遞類神經網路，其學習精度高且適用於處理複雜的樣本識別與高度非線性的函數合成問題，乃目前應用最廣的類神經網路模式。本研究分別建立以SPT與CPT試驗參數映射土層剪力波速之倒傳遞類神經網路模式，如圖1及圖2所示

3.2 螞蟻演算法概論

螞蟻演算法於1991年被提出，隨後便發展成形。其概念源於觀察自然界中蟻群覓食的行為，藉由其自身或群體特殊的路徑選擇模式，用以發現蟻巢周圍的食物。

3.2.1 API演算法

Monmarché, Venturini與Slimane(2000)研究一類生存於墨西哥熱帶叢林(Mexican tropical forest)靠近瓜地馬拉(Guatemala border)邊界處，名為「*pachycondyla apicalis*」之原始蟻群，觀察其覓食行為而發展出不同於費洛蒙模式的螞蟻演算法，稱之為「API (after *pachycondyla* **API**calis)演算法」；本研究即採用API演算法作為類神經網路參數最佳化之螞蟻演算法。

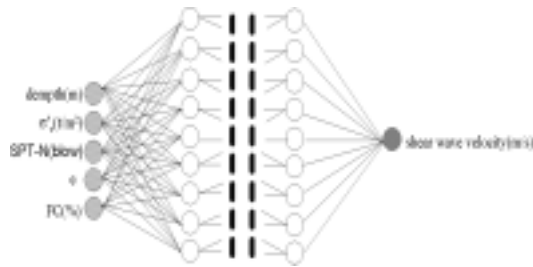


圖 1 SPT 試驗參數評估剪力波速之類神經網路示意圖

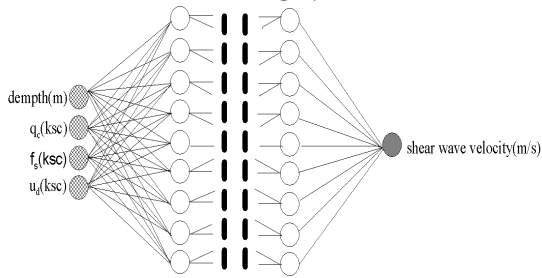


圖 2 CPT 試驗參數評估剪力波速之類神經網路示意圖

3.2.2 API 演算法一般性模式

任一單獨螞蟻 a_i 的搜尋，首先將其所處於 A_{site} 振幅（圖 3）範圍內之獵食區（hunting sites） s 代入評估函數得 $f(s)$ 函數值，並經由隨機運算元 O_{explo} 取其對應的 $A_{local}(a_i)$ 振幅（圖 4）得一位置點 s' ，同時代入評估函數得 $f(s')$ 函數值，若 $f(s') < f(s)$ ，則定義其為一成功的覓食搜尋，此隻螞蟻 a_i 即刻記憶更新： $s \leftarrow s'$ ，即存在原螞蟻記憶中有數個獵食區，此時將該次搜尋的 s' 取代原 s 作為下一次搜尋的新獵食區，若搜尋失敗則該蟻便選擇其記憶中剩餘其他的獵食區，重新做搜尋；重複執行 T 次數後經相對比較，可得單隻螞蟻所搜尋到之最小評估值；若設定數隻螞蟻運作，可再經比較而得局部的最小評估值。



圖 3 A_{site} 振幅搜尋



圖 4 A_{local} 振幅搜尋

最後為避免落入局部極值，可將蟻巢（nest）的位置經隨機運算元 O_{rand} 移動到新的點，重新執行上述的步驟；依此程序執行數次，可因比較而得代表全域性質的最小評估值，其所有範圍皆須位於搜尋空間 S 內。

圖 5 可說明上述 API 演算法模型；首先決定蟻巢（nest）的初始位置，即圖 5 (a)，緊接著蟻群便朝獵食區（hunting sites）四周覓食，圖 5 (b)、(c) 中十字型點即代表獵食區。隨搜尋次數的增加，因覓食成功而使螞蟻記憶中之獵食區位置將有所更動，若該評估函數數值上屬連續型態，則所有獵食區位置有朝向某方位的可能，如圖 5 (c) 所示；最後重新安排蟻巢的位置，如圖 5 (d) 所

示，並重複執行上述步驟以獲取全域的最小評估值。

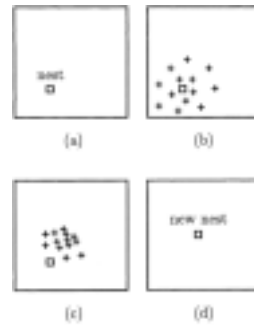


圖 5 API 演算法模型示意圖

3.3 API 演算法最佳化類神經網路

本研究採用的現地貫入試驗案例包括：標準貫入試驗配合懸盪式井測法施作震測試驗，於雲嘉南地區及宜蘭縣市之場址有九處，共四十五個鑽孔；其餘標準貫入試驗配合電子震測錐試驗，共 23 個鑽孔。另外，圓錐貫入試驗配合電子震測錐試驗其場址有十處，分部於台灣西北部一帶，共四十二個鑽孔。其位置分布如圖 4、圖 5 所示。以上鑽孔資料皆作為類神經網路訓練計算時的辨識樣本，並採 API 螞蟻演算法作網路相關參數最佳化的設定。



圖 4 施作懸盪式井測試驗之鑽孔位置分布示意圖

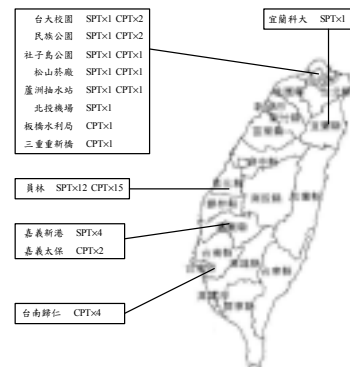


圖 5 施作 SCPT 試驗之鑽孔位置分布示意圖

3.4 類神經網路訓練與測試資料的選擇

彭成麒（2002）於研究中指出，若土層內有特殊回填或土層變化劇烈，則剪力波速於該土層內隨深度分佈之剖面將有劇烈震盪的可能，以致類神經網路推估剪力波速時產生較大的誤差，故推測此處剪力波速點受各輸入因子之影響而有較明顯之變化。有鑑於此，本研究選擇網路所有模式之訓練資料，即考慮試驗鑽孔內剪力波速之

「震盪點」(圖 6)，配合約 7:3 的訓練與測試資料比例而決定震盪程度，以求能完整反應該鑽孔內剪力波速隨深度分布的特徵。

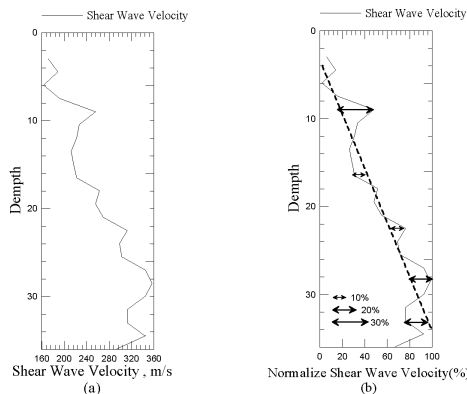


圖 6 土層剪力波速震盪示意圖

3.5 類神經網路之評估結果與比較

本研究以數個 SPT 與 CPT 試驗參數配合「懸盪式井測法」及「電子震測錐試驗」兩種震測試驗作為類神經網路訓練樣本，建立四種 API 螞蟻演算法最佳化類神經網路，以茲比較。

3.5.1 類神經網路的評估結果

分別以 SPT 與 CPT 試驗參數做為輸入因子，本研究共建立 4 個類神經網路，即 SPT-APINN1、SPT-APINN2、SPT-APINN3 及 CPT-APINN。另外，本研究並定義，某一筆資料的網路評估結果與現地剪力波速之偏差量低於 20%時(倪勝火及洪昌祺，1999)，此筆資料屬於成功之評估；故類神經網路評估的成功率如下所示：

$$\text{成功率(\%)} = \frac{\text{偏差量低於20\%的資料數目}}{\text{所有資料數目}}$$

各個類神經網路評估結果之綜合整理於表 1 至表 4 所示。由表 1 至表 3 可知，本研究建立的三種 SPT 類神經網路對於其訓練及測試資料皆有不錯的評估成效，但 SPT-APINN1 與 SPT-APINN2 兩模式皆較適宜推估與本身訓練樣本相同之震測試驗所量得之剪力波速；而 SPT-APINN3 較適合辨識採懸盪式井測法為震測試驗所量得之土層剪力波速。另外，表 4 所整理 CPT-APINN 的推估結果，乃與電子震測錐試驗所量得之現地土層剪力波速作比對，亦可發現 CPT 類神經網路模式同樣具有不錯的訓練成效。

3.5.2 類神經網路與回歸公式之比較

本研究於 SPT 試驗參數，採用李咸亨及吳志明(1990)提出之台灣地區四種土壤(SM、CL、ML 及 CL-ML)的經驗迴歸式，而 CPT 試驗參數，使用 Mayne 與 Rix (1993)針對粘土及 Baldi 等人(1989)針對砂土提出之迴歸公式；將上述土壤以迴歸方式求得剪力波速，以評估各經驗式之適用性，並比較類神經網路之評估結果，以分辨迴歸公式與類神經網路的優劣。上述經驗迴歸公式如表 5 所示；其中，CPT 試驗參數以 Robertson (1990)所提出之方式將土壤分類，而 Baldi 等人 (1989)經驗式所需之有效應力乃以加拿大哥倫比亞大

學發展的 CPTINT 程式推估。

表 1. SPT-APINN1 之評估結果

		數目 (筆)	平均偏差 (%)	成功率 (%)
懸盪式井 測資料擷 取系統	訓練資料	764	9.93	89
	測試資料	309	7.74	95
	總資料	1073	9.30	91
SCPT	震盪性	≥5%	243	27.21
		<5%	101	23.24
	總資料	344	26.05	42

表 2. SPT-APINN2 之評估結果

		數目 (筆)	平均偏差 (%)	成功率 (%)
SCPT	訓練資料	243	9.94	87
	測試資料	101	9.68	90
	總資料	344	9.87	88
懸盪式井 測資料擷 取系統	震盪性	≥5%	764	17.93
		<5%	309	16.65
	總資料	1073	17.56	63

表 3. SPT-APINN3 之評估結果

		數目 (筆)	平均偏差 (%)	成功率 (%)
SPT 模式 所有試驗 鑽孔資料	訓練資料	1007	11.58	81
	測試資料	410	10.66	88
	總資料	1417	11.31	83
懸盪式井 測資料擷 取系統	震盪性	≥5%	764	10.36
		<5%	309	8.70
	總資料	1073	9.88	90
SCPT	震盪性	≥5%	243	15.44
		<5%	101	16.70
	總資料	344	15.81	63

表 4. CPT-APINN 之評估結果

	數目	平均偏差 (%)	成功率 (%)
訓練資料	847 筆	10.14	87
測試資料	329 筆	7.52	95
總資料	1176 筆	9.41	90

表 5. 剪力波速之各種經驗迴歸公式

	土壤 種類	李咸亨及吳志明, 1990	
		深度迴歸公式	N 值迴歸公式
SPT 試驗參數	SM	$V_s = 78.34 \times (H+1)^{0.28}$	$V_s = 151.18 + 3.49 \times N$
	CL	$V_s = 86.9 \times H^{0.281}$	$V_s = 127.94 \times N^{0.200}$
	ML	$V_s = 98.63 \times H^{0.284}$	$V_s = 103.99 \times (N+1)^{0.208}$
	CL-ML	$V_s = 90.78 \times H^{0.288}$	$V_s = 128.53 \times N^{0.212}$
CPT 試驗參數	砂土層	$V_s = 277 \times q_v^{0.11} \times \sigma_v^{0.27}$ (Baldi et al., 1989)	
	粘土層	$V_s = 1.75 \times q_v^{0.627}$ (Mayne & Rix, 1993)	

表 6. SPT-APINN1 與迴歸公式評估結果之比較

相關資料	訓練集 651 筆資料		測試集 306 筆資料		所有資料	
	平均偏差	成功率	平均偏差	成功率	平均偏差	成功率
深度迴歸公式	20.34%	62%	15.63%	76%	18.84%	67%
N 值迴歸公式	26.85%	57%	21.36%	58%	25.09%	58%
SPTGAONNI	9.86%	88%	7.28%	91%	9.88%	90%

表 7. SPT-APINN2 與迴歸公式評估結果之比較

相關資料	訓練集 207 筆資料		測試集 100 筆資料		所有資料	
	平均偏差	成功率	平均偏差	成功率	平均偏差	成功率
深度迴歸公式	16.75%	66%	12.87%	89%	15.47%	70%
N 值迴歸公式	21.58%	55%	19.57%	67%	20.93%	57%
SPTGAONN2	9.82%	86%	9.51%	89%	9.72%	87%

表 8. CPT-APINN 與迴歸公式評估結果之比較

		迴歸公式		CPT-APINN	
		平均偏差	成功率	平均偏差	成功率
訓練集	砂土層 434 筆	13.20%	83%	9.56%	85%
	黏土層 276 筆	30.21%	38%	9.33%	87%
測試集	砂土層 177 筆	15.22%	71%	8.26%	91%
	黏土層 93 筆	23.81%	54%	8.63%	90%
總資料	砂土層 611 筆	13.79%	80%	9.18%	88%
	黏土層 369 筆	28.60%	42%	9.15%	88%

比較前述各經驗公式與類神經網路之評估結果 (表 6 至表 8)，本研究發展之類神經網路模式的評估結果皆優於上述學者所提出之經驗公式。

3.5.3 CPT 與 SPT 類神經網路模式之比較

本研究對於同樣採 SCPT 震測試驗為訓練樣本的類神經網路模式：SPT-APINN2 與 CPT-APINN 作一概略性比較，以觀察兩種現地貫入試驗做為類神經網路輸入因子的適用性；而由表 9 可知 CPT 網路模式的評估結果，不論是平均誤差或成功率皆優於 SPT-APINN2。

表 9. CPT-APINN 與迴歸公式評估結果之比較

網路模式	SPT-APINN2			CPT-APINN		
	訓練集	測試集	總資料	訓練集	測試集	總資料
資料結構(筆)	243	101	344	847	329	1176
平均偏差(%)	9.94	9.68	9.87	10.14	7.52	9.41
成功率(%)	87	90	88	87	95	90

3.6 討論

本文乃探討土層剪力波速與其對應相關因子間的「關聯性」分析，並採一併同時考量多個參數因子與剪力波速間的關係；而於網路結構方面，螞蟻演算法可以找出較精簡的網路架構與適當的訓練次數，以避免類神經網路產生過度訓練的情形。

本研究將訓練及測試資料依震盪性作區分，明顯發現所有建立之類神經網路模式，震盪性較低的鑽孔資料皆對其所對應之類神經網路有較佳的適應性，故推測土層剪力波速隨深度呈低度震盪分佈之資料，於各不同鑽孔間其相關因子與剪力波速呈現較高的「關聯性」。另外，經分析結果可知，藉由貫入試驗 (SPT 與 CPT) 參數建立評估剪力波速之類神經網路模式，本研究所有類神經網路模式於訓練過程中已獲得學習之成效，因此具有一定的推廣性，並比一般傳統之 (複) 迴歸公式擁有較低之偏差量與較高的適用性。

四、計畫成果自評

本研究之成果如下：碩士論文壹篇、研討會論文壹篇、與發展螞蟻演算法最佳化類神經網路模式。

五、參考文獻

- [1]Baldi, G., Jamiolkowski, M., Lo Presti, D. C. F., Manfredini, G., and Rix, G. J. (1989), "Italian Experience in Assessing Shear Wave Velocity from CPT and SPT", *Proceedings of Twelfth International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, Vol. 1, pp. 157-168
- [2]Hagan, M. T., and Menhaj, M. B. (1994), "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993.
- [3]Imai, T., Tonouchi, R. (1982), "Correction of N Value with S-Wave Velocity", *Proceeding of Second European Symposium on Penetration Test*, Amsterdam, pp. 67-72.
- [4]Jinan, Z. (1987), "Correlation Between Seismic Wave Velocity and The Number of Blow of SPT and Depth", *Selected Papers from the Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, pp.92-100.
- [5]Mayne, P. W., and Rix, G. J. (1993), "Gmax-qc Relationship for Clay", *Geotechnical Testing Journal*, Vol. 16, No. 1, pp. 54-60.
- [6]Mayne, P. W., and Rix, G. J. (1995), "Correlation Between Shear Wave Velocity and Cone Tip Resistance in Natural Clays", *Soils and Foundations*, Vol. 35, pp. 107-110.
- [7]N.Monmarché, G.Venturini & M.Slimane(2000) , "On how *Pachycondyla apicalis* ants suggest a new search algorithm",*Future Generation Computer Systems*, Vol.16, pp.937-946.
- [8]Wei, B. Z., Pezeshk, S., Chang, T. S., Hall, K. H., and Liu, H. P. (1996), "An Empirical Method to Estimate Shear Wave Velocity of Soils in the New Madrid Seismic Zone", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Vol. 15, pp. 399-408.
- [9]李咸亨、吳志明(1990)，台北盆地之動態性質研究(III)-下井探測法與剪力波速回歸分析之探討，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 79-04 號。
- [10]倪勝火、洪昌祺(1999)，「類神經網路預測槽溝對震波水平振幅阻隔效果」，*第八屆大地工程學術研究討論會論文集*，第 2213-2227 頁。
- [11]張裕明(2001)，*連續表面波試驗及電子震測錐試驗評估土層剪力波速-倒傳遞類神經網路*，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。
- [12]陳銘鴻、李榮瑞(2002)，「台灣地區地層波速之調查」，*2002 岩盤工程研討會論文集*，第 645-653 頁。
- [13]彭成麒(2002)，*貫入試驗之倒傳遞類神經網路與頻散曲線之有限差分法評估地盤剪力波速*，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。