

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

現地試驗(SPT及CPT)評估土層剪力波速-基因演算法最佳化 類神經網路

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC91-2211-E-002-050-

執行期間：91年08月01日至92年07月31日

執行單位：國立臺灣大學土木工程學系暨研究所

計畫主持人：左天雄

計畫參與人員：陳毓山、羅建民、曾炫學、曾瑞君

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 92 年 10 月 29 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

現地試驗 (SPT 及 CPT) 評估土層剪力波速 - 基因演算法最佳化類神經網路

THE STUDY OF USING GENETIC ALGORITHMS OPTIMIZING NEURAL NETWORKS TO EVALUATE SHEAR WAVE VELOCITY

計畫類別： 個別型計畫

計畫編號：NSC - 91 - 2211 - E - 002 - 050

執行期間： 91 年 08 月 01 日至 92 年 07 月 31 日

計畫主持人：左天雄

計畫參與人員：陳毓山、羅建民、曾炫學、曾瑞君

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 92 年 10 月 29 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

現地試驗 (SPT 及 CPT) 評估土層剪力波速 - 基因演算法最佳化類神經網路

THE STUDY OF USING GENETIC ALGORITHMS OPTIMIZING NEURAL NETWORKS TO EVALUATE SHEAR WAVE VELOCITY

計畫編號：NSC - 91 - 2211 - E - 002 - 050

執行期限：91 年 08 月 01 日至 92 年 07 月 31 日

主持人：左天雄 國立台灣大學土木工程學系

計畫參與人員：陳毓山、羅建民、曾炫學、曾瑞君
國立台灣大學土木工程學系

一、中文摘要

本研究分別以標準貫入試驗(SPT)及圓錐貫入試驗(CPT)所獲得之土壤參數，建立評估土層剪力波速之類神經網路模式，並以基因演算法最佳化類神經網路之資料結構、隱藏層數、神經元數及訓練次數等相關參數。個案分析結果顯示，本研究所建立之基因演算法最佳化類神經網路(Genetic Algorithms Optimizing Neural Networks, GAONN)評估結果，與現地地震測試之剪力波速一致性較高，且優於傳統之迴歸經驗公式。

關鍵字：剪力波速、基因演算法、現地貫入試驗、及倒傳遞類神經網路。

ABSTRACT

Using optimizing artificial neural networks (ANN) with genetic algorithms (GAs), the shear wave velocity of soil stratum may be accessed by the parameters obtained from standard penetration tests (SPT) and electronic cone penetration tests (CPT) respectively. The number of hidden layers, neurons, epochs of ANN and the data applying to that are obtained by GAs. To verify the methodology, shear wave velocities evaluated by ANN may be confirmed by compared with the results of in-situ seismic tests, like SCPT or Cross-hole. In this study, shear wave velocities predicted by ANN correspond to the results of in-situ seismic tests and are more reliable than those obtained by traditional regression method.

Key Words: shear wave velocity, genetic algorithms(Gas), in-site penetration test, and backpropagation neural networks (BPNN).

二、緣由與目的

台灣地處環太平洋地震帶上，地震活動相當頻繁，因此工程設計上常需考慮土層及結構物之動態反應，而於動態反應分析時，正確的土層動態參數便是不可缺少的，其中剪力波速即為最重要的動態參數之一。

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。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，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，但網路的相關參數常以試誤法決定，目前並沒有較好的選擇方式。若利用最佳化方法，則可求較最合適之網路相關參數。

三、結果與討論

3.1 建構分析土層剪力波速之類神經網路模式

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。類神經網路是由大量處理單元相互連結而組成，試圖模擬生物腦細胞訊號處理體系的一個系統，它是依據近代神經科學研究成果所提出的理論，反映了生物腦神經系統的基本特性，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。其中，訊息的處理由處理單元間之相互作用來傳達，知識的儲存為處理單

元間之相互連結，而網路的學習則取決於各個處理單元連接加權值之動態改變過程。

3.1.1 倒傳遞類神經網路模式

本研究使用倒傳遞類神經網路，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。

倒傳遞類神經網路之學習流程可分為兩大階段：前饋階段與倒傳遞階段。以具有一層隱藏層之前饋式網路架構為例，其神經元間完全連結（即每個神經元與其前一層各神經元間皆具有連結）；外界輸入之訊號以前饋的方式由左至右傳遞，而由輸出端所產生之能量（誤差）函數，則是以倒傳遞的方式由右至左傳遞，如圖 1 所示（張裕明，2001）。

倒傳遞類神經網路基本原理是利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)的觀念，將能量函數（或稱誤差函數）予以最小化，而網路的學習過程即能量函數最小化的過程。最陡坡降法是最簡單的倒傳遞演算法，其在能量函數降低最快的方向（負梯度的方向）中，學習更新網路加權值和偏倚值（圖 1 之 W 及 θ ）。於實際應用上，最陡坡降法往往耗時且收斂的速度相當緩慢，而 Levenberg-Marquardt 演算法(Hagan 及 Menhaj, 1994)簡稱 LM 演算法，與擬牛頓法同樣被設計成收斂快速的近似二階之訓練方式，且不必計算 Hessian 矩陣，並以近似的 Hessian 矩陣來解決擬牛頓法數值上的問題。本研究使用 LM 演算法為網路之學習法則，其疊代式如下所示，詳細推導過程請見彭成麒(2002)之研究。

$$x_{i+1} = x_i - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (1)$$

$$e_j = T_j - Y_j, \quad j = 1, \dots, q \quad (2)$$

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_q}{\partial x_1} & \frac{\partial e_q}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_q}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， x_k 為目前加權值和偏倚值的向量， J 為 Jacobian 矩陣， e 為目標值與網路輸出值的差距量， μ 為網路的動態參數。

當式(1)中 $\mu = 0$ 時，即為擬牛頓法，而當 μ 值很大時，上式即為具有小步階的最陡坡降法。一般而言，在函數逼近問題上，針對包含幾百個加權值的網路，LM 演算法有最快的收斂，且在許多案例中比任何其他演算法更能獲得較低的均方誤差(羅華強，2001)。

3.1.2 基因演算法最佳化之類神經網路模式

倒傳遞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

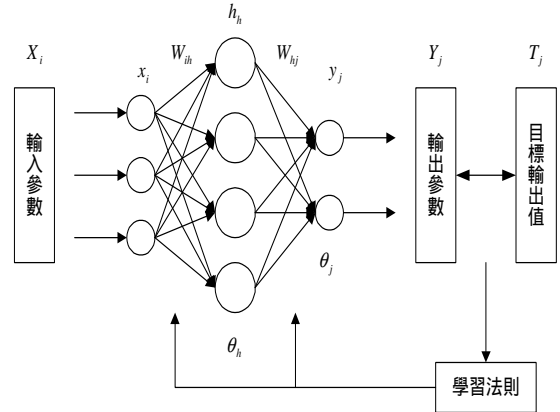


圖 1 倒傳遞類神經網路學習示意圖

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）。另外，類神經網路訓練與測試資料之選用通常以亂數決定，並無考慮其代表性；若選取之訓練資料不具有代表性，則類神經網路將無法準確模擬參數間的映射關係。有鑒於以上缺失，本研究採用基因演算法最佳化倒傳遞類神經網路之相關參數。基因演算法為 John Holland 於 1960 年代所提出，並於 1970 年代發展成形。其最佳化觀念源自於自然界演化中「物競天擇，適者生存」的原理，以基因間的選擇、交換及突變等步驟模擬自然界的演化過程，以達到最佳化的目的(Mitchell, 1996)。

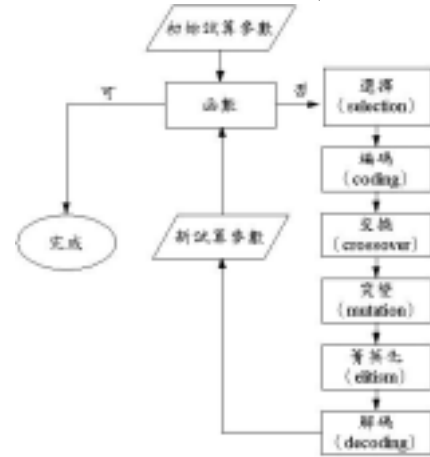


圖 2 基因演算法流程圖

其主要步驟包括：編碼、選擇、交換、突變、菁英化與解碼等。整體流程如上圖 2 所示，各步驟之操作與功用簡述如下：

- (1)編碼(encoding)：每一個試算參數都可經由編碼過程，編成一組基因序列。
- (2)選擇(selection)：視群組(population)內各組的表現值高低而挑選作為母代。
- (3)交換(crossover)：經由上述之選擇步驟，在所有反算參數群組當中選擇出兩兩為一組之基因序列，放入交換池(mating pool)中，再經由交換步驟，以產生新的基因序列。

- (4)突變(mutation)：給予一突變機率 P_m ，可使運算過程中有微調之功能，以避免快速地落入局部的極值，亦可採用隨機突變。
- (5)菁英化(elitism)：將上一代中表現最好的一組基因直接複製到下一代，以避免因為交換過程受到破壞而失去原有的最佳值。
- (6)解碼(decoding)：最後一個步驟，即將基因解碼，使其成為變數值。

本研究以基因演算法達成倒傳遞類神經網路相關參數（隱藏層數、神經元數、訓練次數、訓練孔位與測試孔位）之最佳化，並建立基因演算法最佳化類神經網路(Genetic Algorithms Optimizing Neural Networks, GAONN)。分別針對 SPT 及 CPT 試驗參數，建立評估土層剪力波速之基因演算法最佳化類神經網路模式。

3.2 類神經網路之評估結果與比較

本研究採用的現地貫入試驗案例包括：標準貫入試驗場址九處，共二十三個鑽孔；圓錐貫入試驗場址十處，共三十個鑽孔；其位置分布如圖 3 所示。由上述案例資料建立兩種基因演算法最佳化類神經網路 SPTGAONN 及 CPTGAONN，分別為 SPT 試驗參數及 CPT 試驗參數映射土層剪力波速之類神經網路模式，如圖 4 及圖 5 所示。

3.2.1 SPTGAONN 與 CPTGAONN 的評估結果

本研究採用之現地試驗案例中，SPT 共 23 個鑽孔（344 筆資料），經基因演算法挑選出其中 15 個鑽孔（229 筆資料）用作訓練，而其餘 8 個鑽孔（115 筆資料）用作測試；CPT 共 30 個鑽孔（873 筆資料），經基因演算法挑選出其中 20 個鑽孔（623 筆資料）用作訓練，而其餘 10 個鑽孔（250 筆資料）用作測試。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：

$$\text{成功率} = \frac{\text{偏差量低於 20\%之資料筆數}}{\text{所有資料筆數}}$$

類神經網路 SPTGAONN 及 CPTGAONN 評估結果之綜合整理如表 1 所示。由表 1 可知，本研究建立的兩種類神經網路擁有良好的訓練成效及推廣能力；於所有資料，兩種貫入試驗評估剪力波速之類神經網路的偏差量平均值皆低於 10%。

3.2.2 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 及 Rix (1993 及 1995)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 2 表 3 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 經驗式中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。

比較前述各經驗公式與類神經網路之評估結果（表 4），本研究發現當使用經驗公式推估剪力波速時，台灣區 SPT 試驗參數採用李咸亨及吳志明(1990)所提出的深度迴歸式，而 CPT 試驗參數則使用 Baldi 等人 (1989)提出之砂土層經驗式，可獲得較正確的初步預測。此外，各剪力波速迴歸公式雖擁有一定的正確性，但表現優劣不一，而本研究所發展之類神經網路模式的評估結果較優於上述學者所提出之經驗公式。

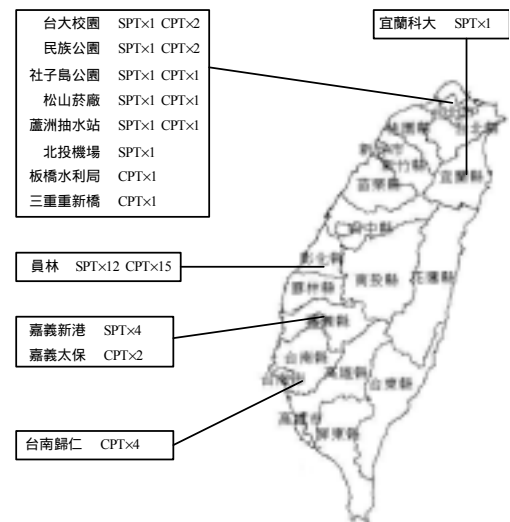


圖 3 現地貫入試驗分佈圖

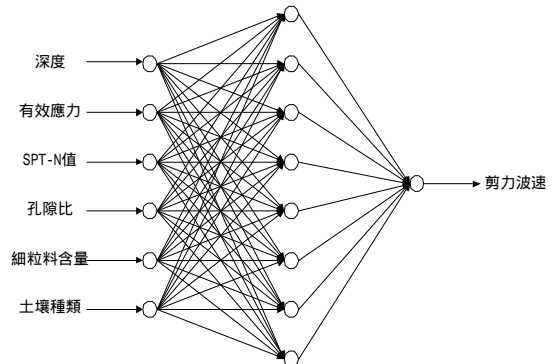


圖 4 SPT 試驗參數評估剪力波速之類神經網路

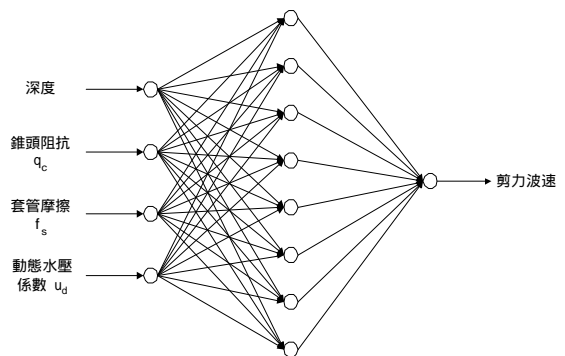


圖 5 CPT 試驗參數評估剪力波速之類神經網路

表 1. SPTGAONN 與 CPTGAONN 之評估結果

網路模式	SPTGAONN		
資料結構	訓練集 229 筆	測試集 115 筆	所有資料 344 筆
平均偏差	9.78%	9.29%	9.62%
成功率	88%	89%	89%

網路模式	CPTGAONN		
資料結構	訓練集 623 筆	測試集 250 筆	所有資料 873 筆
平均偏差	8.94%	8.99%	8.96%
成功率	91%	92%	91%

表 2. 剪力波速之各種經驗迴歸公式

土壤種類	深度迴歸公式	N 值迴歸公式
SM	$V_s = 78.34 \times (H+1)^{0.28}$	$V_s = 151.18 + 3.49 \times N$
CL	$V_s = 86.9 \times H^{0.203}$	$V_s = 127.94 \times N^{0.200}$
ML	$V_s = 98.63 \times H^{0.284}$	$V_s = 103.99 \times (N+1)^{0.284}$
CL-ML	$V_s = 90.78 \times H^{0.290}$	$V_s = 128.53 \times N^{0.202}$

表 3. 剪力波速之各種經驗迴歸公式

砂土層	$V_s = 277 \times q_c^{0.15} \times \sigma_v^{0.27}$
粘土層	$V_s = 1.75 \times q_c^{0.627}$

表 4. 類神經網路與迴歸公式評估結果之比較

SPT 相關資料	所有資料 307 筆			
	平均偏差		成功率	
深度迴歸公式	15.47%		70%	
N 值迴歸公式	20.93%		57%	
SPTGAONN	9.64%		88%	
CPT 相關資料	砂土層 374 筆		粘土層 143 筆	
	平均偏差	成功率	平均偏差	成功率
迴歸公式	10.42%	88%	24.30%	45%
CPTGAONN	8.54%	93%	9.83%	98%

3.3 討論

經分析結果可知，本研究由貫入試驗（SPT 與 CPT）參數建立評估剪力波速之類神經網路模式，於訓練過程中已獲得學習之成效，因此具有一定的推廣性，並比一般傳統之迴歸公式擁有較低之偏差量與較高的適用性。

本研究建立的網路模式中，SPTGAONN 於所有資料的評估結果與現地剪力波速之平均偏差量為 9.62%，評估之正確率為 89%，而 CPTGAONN 平均偏差量為 8.96%，正確率為 91%；無論評估之平均偏差量及成功率，CPTGAONN 皆略優於 SPTGAONN。另外，本研究以基因演算法最佳化類神經網路，可達成類神經網路程式之自動化與其相關參數之最佳化。一般現地初步地質調查只需施作 SPT 或 CPT，輸入其試驗參數於本研究所建立的類神經網路模式，即可獲得土層之剪力波速，使用上快速且便利。而由分析結果可知，本研究所建立之網路模式具有可行性及正確性，因此於預測土層動態參數有其應用上的價值。

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、及基因演算法最佳化類神經網路模式。

五、參考文獻

- 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.
- 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.
- Mayne, P. W., and Rix, G. J. (1993), "Gmax-qc Relationship for Clay", *Geotechnical Testing Journal*, Vol. 16, No. 1, pp. 54-60.
- 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.
- Mitchell, M. (1996), *An Introduction to Genetic Algorithms*, The MIT Press, Cambridge.
- Robertson, P. K. (1990), "Soil Classification Using the Cone Penetration Test", *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 27, No. 27, pp. 151-158.
- 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。
- 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。
- 張裕明(2001)，連續表面波試驗及電子震測錘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。
- 彭成麒(2002)，貫入試驗之倒傳遞類神經網路及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。
- 羅華強(2001)，類神經網路-MATLAB 的應用，清蔚科技，新竹。