

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

頻散曲線評估土層剪力波速 - 類神經網路

Dispersion Curve of Surface Wave with Optimizing Inversion for Shear Wave Velocity of Soil Stratum

計畫編號：NSC-90-2211-E-002-097

執行期限：90年08月01日至91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：彭成麒、古英山 國立台灣大學土木工程學系

一、中文摘要

本研究施行現地連續表面波試驗 (CSWT) 分析頻散曲線及電子震測錐試驗 (SCPT) 量測土層剪力波速。另進行波傳矩陣法之理論頻散曲線分析。以理論頻散曲線、現地頻散曲線、及 SCPT 量測之土層剪力波速，建立訓練及測試資料為 80 % 及 20 % 之倒傳遞類神經網路，進行現地頻散曲線評估土層剪力波速分析。網路選用雙層隱藏層及神經元個數為 40 之架構、以亂數決定網路權重初始值、訓練時期停止誤差值為 10^{-3} ，習速率在 0.1~1 區間、及訓練次數小於 100。

個案研究結果顯示，以倒傳遞類神經網路，進行頻散曲線映射土層剪力波速分析之結果，具有避免傳統之建立繁瑣力學模式反算土層剪力波速、分析結果有一致性及可靠性。

關鍵字：頻散曲線、剪力波速、連續表面波試驗 (CSWT)、電子震測錐試驗 (SCPT)、倒傳遞類神經網路 (BPNN)。

ABSTRACT

The continuous surface wave tests (CSWT) to access dispersion curves and electronic seismic cone penetration tests (SCPT) to evaluate shear wave velocity were performed by this study. Furthermore, the theoretical dispersion curves are developed by matrix wave propagation method. Based on theoretical dispersion curves, field dispersion curves, and shear wave velocity of soil stratum obtained by SCPT, the backpropagation neural networks (BPNN) are built with 80% training data and 20% test data to evaluate shear wave velocity of soil stratum from field dispersion curves.

The BPNN used in this study have two hidden layers of 40 neurons. The training BPNN are with initial weights and biases created by random numbers, the goal error of 0.001, the learning rate of 0.1~1, and training cycles less than 100.

Case study shows that the results of the mapping of shear wave velocity of soil stratum from field dispersion curves by BPNN may avoid creating complicated mechanical models to do inversion method. Comparisons indicate that the neural network

models have consistence and reliability.

Key Words: dispersion curve, shear wave velocity, continuous surface wave test (CSWT), electronic cone penetration test (SCPT), backpropagation neural networks (BPNN).

二、緣由與目的

土層動態參數之評估，可分為室內試驗及現地試驗方法。室內試驗方法包括共振柱試驗 (resonant column test)，動三軸試驗 (cyclic triaxial test)、反覆單剪儀 (cyclic simple shear test) 及震動台試驗 (shaking table test) 等。於現地試驗方法有貫入試驗法及震測法。而其中在破壞性鑽孔震測法包括有上孔法 (up-hole)、下孔法 (down-hole)、跨孔法 (cross-hole)、電子錐震測試驗 (electronic seismic cone penetration test, SCPT) 等。而非破壞性表面波震測法包括有折射法 (refraction method)、反射法 (reflection method)、及表面波探測法 (surface wave method)^[1, 8-11, 13-15]。現地試驗評估土層動態參數，具有可反映土層之應力狀態、資料連續性、及可避免室內試驗方法土樣擾動等之優越性。

人工類神經網路 (artificial neural network, ANN) 的研究起源於 50 年代左右的學者。因在影像處理、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。故其希望能設計出像人類一樣，具有思考及學習能力的機器，便創造出類似生物神經細胞的資訊處理能力的類神經元 (artificial neuron)，而將其經鍵結值 (synaptic weights) 組合起來之網路系統，便為現今所熟知類神經網路之雛形^[5, 12]。

由於以非破壞性表面波震測法之傳統頻散曲線反算程序，皆須採最佳化之方式來串聯整個分析流程，反算過程繁瑣且分析時間冗長。而類神經網路模式應用在工程界許多領域已有不錯之成果，故本研究應用類神經網路模式，經由連續表面波試驗 (continuous surface wave test, CSWT) 求得之頻散曲線，直接推求土層剪力波速之轉換模式。具建構出頻散曲線與現地土層材料特性間之關係之網路，則不論在經濟上、應用上或效率上，對於未來土木工程之工址調查及相關動態分析上將有相當

之貢獻。

本研究使用之類神經網路系統模式為倒傳遞類神經網路(backpropagation neural networks, BPNN)。倒傳遞類神經網路學習運作流程可分為兩大階段，前饋階段與倒傳遞階段。在前饋階段時，輸入值由輸入層引入，再依前饋的方式經由隱藏層一層層傳導至輸出層，並計算出網路之輸出值，此時網路中各個神經元的鍵結值及層與層之間的加權值都是固定的；而在倒傳遞階段時，以目標輸出值與網路輸出值間之均方差為網路之誤差函數，又稱目標函數或代價函數，而網路的訓練目的即可視做將此誤差函數最小化。將此誤差訊號與前饋方向反方向地倒傳遞至網路以改變網路中的每一個鍵結值及閾值，以期新的網路輸出值能更趨近於目標輸出值。而在實際分析資料上的應用，首先將預設一網路架構，接著設定其中之權重及閾值。將資料分為 80 %及 20 %兩部分(比例為使用者自訂)，其中 80 %資料為真正參與訓練之資料，代入網路系統中依學習法則訓練網路；餘下之 20 %資料則用來驗證此網路模式是否具推廣性。如不能合於要求，則更改網路架構重新訓練之步驟，若合於誤差標準，則輸出網路^[2, 3, 7, 12]。

頻散曲線映射土層剪力波速，為以波傳矩陣正算模式取得理論點資料^[4, 6, 9, 15]，而以此理論解模式頻散曲線為類神經網路模式之輸入端、土層分層剪力波速為輸出端，建構且訓練類神經模式系統。進行各試驗場址之 CSWT 和 SCPT，可得現場之雷利波頻散曲線及隨深度變化之剪力波波速之現地資料^[13, 14]。再以理論點資料訓練完成後之網路系統為初始網路系統，加上部分現地資料資料點訓練及測試後，即可應用於推估各場址之土壤剪力波速。

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

本研究以頻散曲線評估土層剪力波速進行類神經網路分析，因各網路的內建參數之互相影響，針對每單一內建參數比較後，取其較適當範圍為準則，而後以試誤的方式找尋最適當的網路。先建立頻散曲線之理論倒傳遞類神經網路，而後再加入部分現地資料建立現地模式用於分析及比較。

3.1.1 頻散曲線映射土層剪力波速之神經網路模式

(1) 遞迴式單一輸出架構(ANN1-1)：

基本上此架構之主體是為倒傳遞類神經網路。輸入參數有八個，前六個參數是為所輸入之頻散曲線之五次回歸係數，而第七個輸入參數為土壤深度，第八個輸入參數則為經正規化後的估計之視土壤剪力波速因子。至於輸出參數方面為簡化法之係數 k 值，為單一輸出之網路架構。而與傳統倒傳遞架構不同，本研究採用了遞迴式地重複輸入法(如圖 1 所示)，將輸出的參數遞迴至系統輸入值，使之產生一組新的網路輸入值，以供網路重複訓練。

(2) 遞迴式前處理雙輸出架構(ANN1-2)：

根據 Meert 於 1998 年所提出之網路架構^[7]，其模式為前處理網路及主體網路兩部分所組成。

前處理網路是一循環式網路，而主體網路則為倒傳遞網路。相同於模式 ANN1-1 之結構，也採用了遞迴式地重複輸入法。就整體而言，輸入參數有三個，第一個輸入參數是為估計之土壤深度，第二個輸入參數是為雷利波之波速，而第三個輸入參數為隨波長增加之頻散曲線斜率。在輸出參數方面，第一個輸出參數為簡化法之係數 k 值，第二個輸出參數為土壤之剪力波速。此前處理網路的輸出參數乃為輸入參數多加上一個參數輸出，是為『遺失的參數』。此循環式網路結構的輸出乃由輸入參數之交互作用而成，故此遺失的參數將可彌補輸入參數之間的不獨立性(如圖 2 所示)。

3.1.2 隱藏層層數與其神經元個數

使用類神經網路第一步是選定網路種類，其次便是決定網路之構架。而本研究所使用之倒傳遞類神經網路乃為一多層前饋式網路，故決定其隱藏層之層數及個數是非常重要的。表 5.1 為用來訓練此測試網路資料，也是為本研究於頻散曲線部分理論模式之土層分層資料。其來源為 FBADC 程式所分析出來之頻散曲線作為輸入，剪力波速為目標輸出。而訓練時期停止誤差設為 10^{-3} ，學習速率為 0.01，慣性因子為 0.9，最大學習次數為 300。神經元個數對均方誤差的收斂情形，以單層結構為例，其隨神經元數增多， \circ 誤差漸減的情形。但若考慮訓練時間，發現其均在神經元個數 20~30 處曲線轉折，表示若考慮兩者兼顧之結構，則神經元個數將落於此區域。本研究著重於評估成果，且雙層結構之效率較單層結構為佳，故網路選用雙層隱藏層及神經元個數為 40 左右的架構。

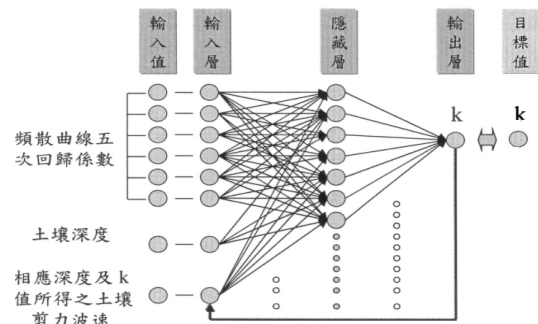


圖 1 遞迴式單一輸出架構示意圖(ANN1-1)

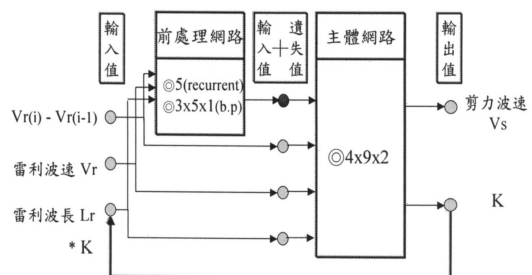


圖 2 前處理遞迴式網路架構示意圖(ANN1-2)

3.1.3 網路初始設定及學習速率

而本研究以亂數決定網路權重初始值，以試誤法的方式來尋找最佳的網路，不同輸出個數情形下

改變不同學習速度，學習次數固定為 500 所對應誤差函數最後收斂值，發現學習速率在 0.1~1 區間內有較小的誤差收斂值。

3.1.4 訓練次數

過多之訓練次數將會造成網路的「過度學習」，其將會造成網路喪失推廣能力(即為非線性內插及外插能力)，及無效率的網路學習。而在輸出層節點個數方面，因整個訓練流程都主控在輸出值與目標值間之誤差，故輸出節點的個數即會直接影響計算加總的均方誤差，而造成越多個輸出將使網路越不易收斂的結果。本研究所引入之遞迴式結構的網路每經遞迴一次將使網路架構重新訓練一次，為避免其陷入過度訓練，故將使每次訓練次數小於 100。

3.1.5 慣性因子修正

慣性量乃為網路訓練時之修正量，而慣性因子 α 大小也將對訓練造成一定之影響。本研究在 α 為 0.3~0.9 時，均方誤差收斂值有較小趨勢，故於此後每次訓練時，此項參數將於 0.3~0.9 區間內搜尋。

3.2 連續表面波試驗場址與評估結果

頻散曲線類神經網路之現地試驗場址有七處。就類神經網路而言，資料如何選擇將對最後網路評估結果影響非常大，而本研究選取訓練資料為盡可能為包括每一個場址。其中於台大校園、民族公園、蘆洲抽水站與五股工業區皆有施做 CSWT 和 SCPT。

圖 3 是為兩網路模式 ANN1-1、ANN1-2 在土層資料輸入最後訓練完成網路所得結果，前八筆資料為之前訓練網路的資料，而後兩筆資料為測試資料。

而針對各現地試驗場址分析結果，為平板膨脹儀試驗(flat dilatometer test, DMT)所得之材料指數 I_d 或 SCPT 之 Q_c 值可評估土層分佈、CSWT 所得頻散曲線及其迴歸曲線、及類神經網路模式評估結果與 SCPT 的比較。以下為代表性之現地試驗場址評估結果。

3.2.1 台大校園

於台大校園游泳池旁共有三次 CSWT 資料。其地層分佈(依 SCPT 及 DMT 試驗結果)為：地表下 0.3m 至 0.6m 為含礫石之回填層，其下有薄層之粉土質砂，再往下至 6.5m 為粉土質粘土或粘土，6.5m~15.6m 為粉土質砂偶夾粉土質粘土薄層，15.6m~20m 為粘土質粉土、粉土質粘土或粘土，20m~40m 則大致為粉土質砂偶夾粉土質粘土(圖 4)。試驗頻率範圍皆為 5Hz~100Hz，其代表性之頻散曲線與類神經模式分析結果示於圖 5 至圖 7 中。其顯示出表面波試驗在低頻 5Hz 時，其波長可反應至 45~50m 左右，亦即此試驗場址可反應出土層性質至深度 45-50 米。

在類神經網路方面，在此場址第一次及第二次試驗是為訓練資料，而第三次試驗乃為測試資料，雖測試資料有相當不錯之結果，但因測試資料與訓練資料過於相近，故由此場址是無法判斷此網路是否具推廣性。但由結果可明顯表現出，現地 CSWT

資料具高度重複性以及分析結果具一致性。

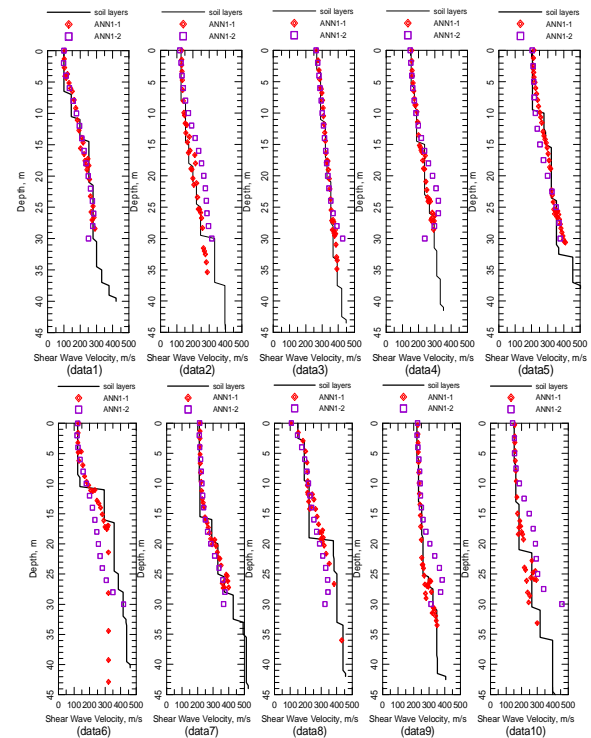


圖 3 理論資料回代訓練完成網路成果

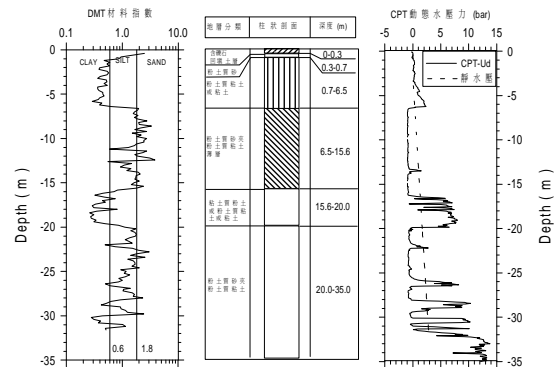


圖 4 台大校園試驗場址土層分佈圖

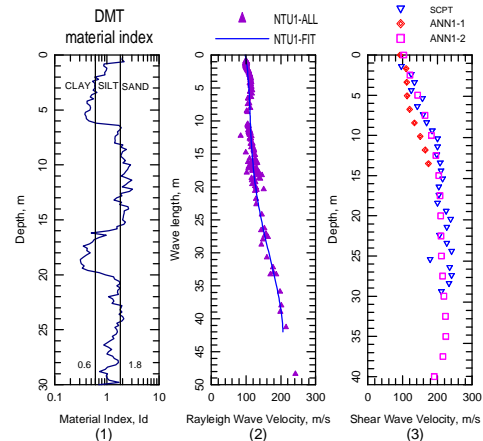


圖 5 台大校園試驗場址(CSWT1)評估結果

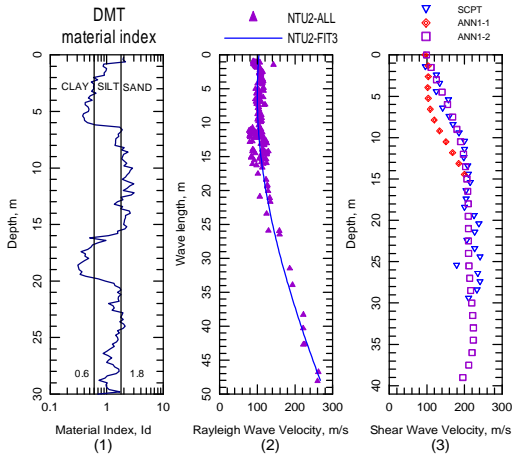


圖 6 台大校園試驗場址(CSWT2)評估結果

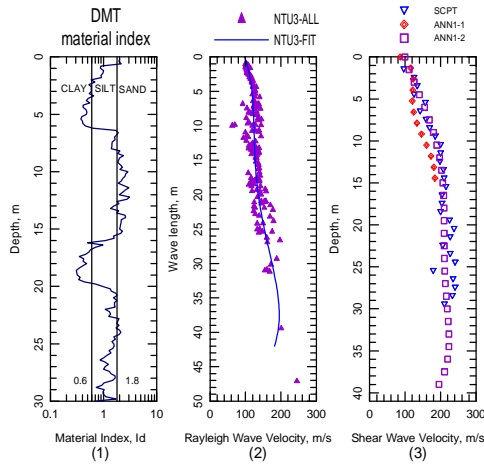


圖 7 台大校園試驗場址 (CSWT3)評估結果

3.2.2 臺北市民族公園

臺北市民族公園試驗場址位於新生高架橋下與民族東路交叉口圓山抽水站旁，其土層分佈根據 CPT 結果初步判斷如下：0~3m 為粉土或粘土、3~7.6m 為粉土質砂夾粘土薄層、7.6~12.2m 為粉土質粘土夾粉土層、12.2~20.2m 為砂質粉土層、20.2~23.8m 為粉土夾粉土質粘土、及 23.8~32.0m 則為粉土質粘土夾粉土層(如圖 8 所示)。

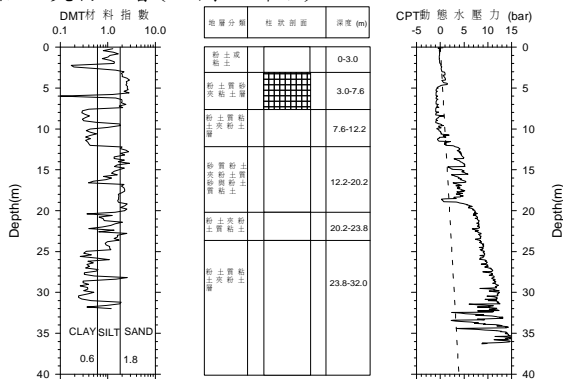


圖 8 民族公園試驗場址土層分佈圖

於此場址之現地 CSWT 資料是作為測試資料用，所得之頻散曲線與類神經模式評估結果如圖 9 所示。其可明顯看出本場址在接近地表處有一較為

堅硬之回填層(多為堅硬之石塊)，而模式 ANN1-1 在此表現的優於模式 ANN1-2，但在整體偏差值及趨勢比較上，模式 ANN1-2 在此場址推廣性上還是優於模式 ANN1-1。

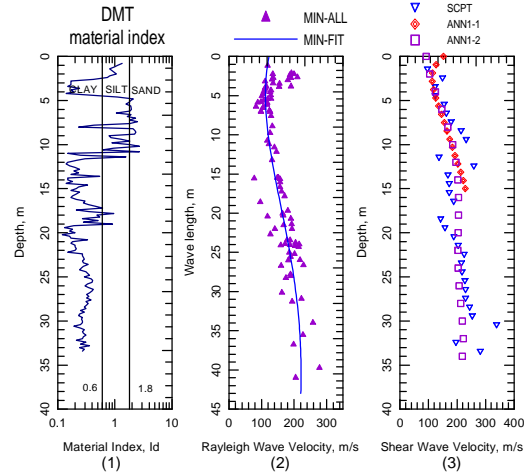


圖 9 民族公園試驗場址評估結果

3.2.3 台北市關渡

台北關渡試驗場址位於大度路排水渠道及淡水河堤防之間，根據 CPT 判讀之結果，其地層之分佈大致為：0~5.2m 為粘土質粉土、5.2m~12.0m 為粉土質砂、12.0m~17.0m 為均勻細砂、17.0m~20.0m 為靈敏性土壤、及 20.0m~30.0m 為粉土質砂。此試驗場址之現地 CSWT 資料是作為訓練資料用，所得之頻散曲線與類神經模式回代結果如圖 10 所示。其顯示出類神經網路模式與 SCPT 所得之土層剪力波速有一致性的趨勢。而在此場址模式 ANN1-2 也表現出其可模擬土層反向的狀況。

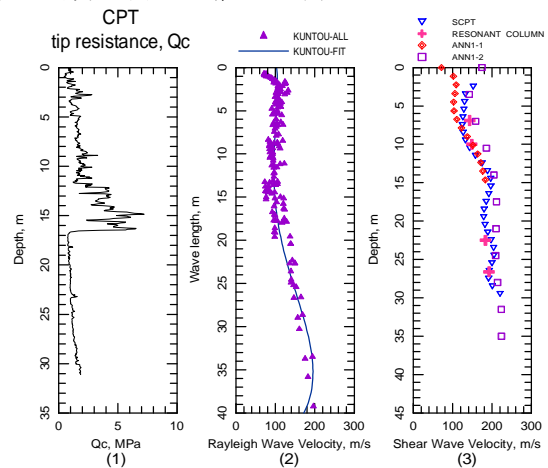


圖 10 台北關渡試驗場址評估結果

3.2.4 花蓮和平電廠

於此場址共進行六點之 CSWT 分析，但因其中 CSW2 與此場址之跨孔法震測試驗點較為接近，故取 CSW2 之頻散曲線為此場址代表。而此場址之土層分佈，根據鑽探取樣之結果，主要為卵礫石層夾雜有粉土質砂層。於此場址之現地 CSWT 資料是作為推估資料用(如圖 11 所示)，兩模式均未能呈現其土層剪力波速之趨勢。因在網路訓練過程中，所輸入之學習與測試用資料之剪力波速最大值為 500 m/s，並未能考慮卵礫石層之高剪力波速情況。說

明了在網路訓練時，訓練資料之選擇對最後訓練完成網路之評估影響。

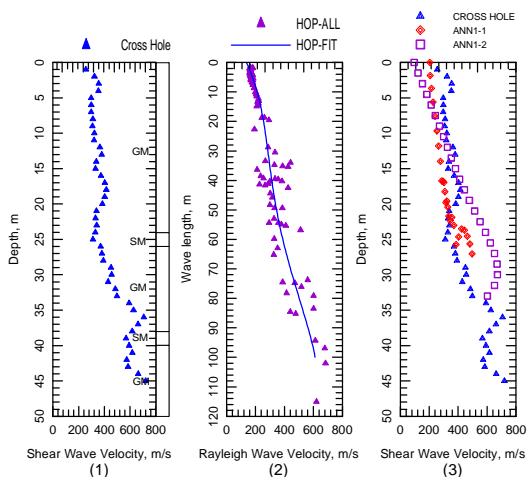


圖 11 花蓮和平電廠試驗場址評估結果

3.3 討論

本研究所建立之類神經網路模式，於頻散曲線方面模式 ANN1-1、ANN1-2 評估之土層剪力波速，於學習資料之平均偏差量各為 16.08% 與 8.85%，而於測試資料之平均偏差量各為 15.53% 與 8.96%。就頻散曲線方面，模式 ANN1-2 整體來說比模式 ANN1-1 為較佳，但在淺層土壤，模式 ANN1-1 的評估結果也相當不錯。

從頻散曲線兩模式 ANN1-1 與 ANN1-2 結果可知，遞迴參數之方法確實對本研究模式建立有顯著貢獻，而前處理之網路架構也的確使網路所評估成果更佳，其所付出的代價是網路訓練收斂時間較長；但就最後成效之觀點，本研究引入此兩種方法改進傳統類神經網路架構對最後評估之結果有相當的貢獻。

本研究所發展之模式並無土層正反向之模態問題。在頻散曲線模式為五次曲線回歸資料點後輸入，故於頻散曲線至多只能有四次轉折，而由現地資料點看來，五次曲線已經足夠。

於花蓮和平電廠場址，頻散曲線之類神經網路模式模擬結果，較不理想，主要的原因為訓練類神經網路模式之資料，未有如花蓮場址之卵礫石層，故評估結果與實際情形差距甚遠。能多方蒐集於礫石層的土層資料，包括現地 CSWT 及 SCPT，加入類神經網路之訓練資料，應能改善此一限制。

本研究建立之頻散曲線模式為一連續性系統，故使用來推估土壤剪力波速時，將不會有缺少資料點之情況。而其在使用來推估資料點方面，於現地試驗完成之同時，輸入網路系統即可獲得推估之現地土壤剪力波速，其相對於以繁瑣數學模式反算土層剪力波速之方法，更簡便而有效率。

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、及發展頻散曲線之類神經網路模式。

五、參考文獻

1. Addo, K.O., and Robertson, P. K., " Shear-Wave Velocity Measurement of Soil Using Rayleigh Waves ", *Can. Geotech. J.* Vol.29, p558-568, 1992.
2. Goh, A. T. C., " Pile Driving Records Reanalyzed Using Neural Networks", *Journal of Geotechnical Engineering*, Vol. 122, No. 6, pp.492-495, 1996.
3. Gupta, J. N. D. , and Sexton, R. S., "Comparing Backpropagation with A Genetic Algorithm for Neural Network Training", *The International Journal of Management Science*, Omega 27, pp.679-684, 1999.
4. Haskell, N. A. " The Dispersion of Surface Waves on Multilayered Media ", *B.S.S.A.*, Vol. 43, No.1, p17-34, 1953.
5. Juang, C. H. , Lin, P. S. , and Tso, T. H., " Interpretation of In-Situ Data Using Artificial Neural Networks", *IEEE Proceedings on Intelligence Information System*, pp.168-172, 1997.
6. Knopoff, L., " A Matrix Method for Elastic Wave Problems ", *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 54, No.1, p431-438, 1964.
7. Meert, Kürt , "A Real-Time Recurrent Learning Network Structure for Data Reconciliation ", *Artificial Intelligence in Engineering* 12, p213-218, 1998.
8. Menzies, B. K., and Matthews, M. C., *The Continuous Surface-Wave System: A Modern Technique for Site Investigation*, Special Lecture: Indian Geotechnical Conference Madras, Dec. 11-14, 1996.
9. Nazarian, S. and Stokoe, II, K. H. " Use of Surface Waves in Pavement Evaluation ", *Transportation Research Record* , Vol 1070, p132-144, 1986.
10. Nazarian, S., " In Situ Determination of Elastic Moduli of Soil Deposits and Pavement Systems by Spectral-Analysis-of-Surface-Waves Method ", PhD thesis, The University of Texas at Austin, Austin, Tex, 1984.
11. Richart, F. E., Hall, J. R., and Woods, R. D., " Vibrations of Soil and Foundations", Englewood Cliffs, New Jersey, 1970.
12. Smith, J. A., " LAI Inversion Using A Back-Propagation Neural Network Trained with A Multiple Scattering Model", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 31, No.5, pp. 1102-1106, 1993.
13. 王宗文, "以連續表面波法(CSW)反算土層動態參數之研究", 國立台灣大學土木工程研究所碩士論文, 民國 88 年。
14. 朱武男, "以電子震測錐試驗 (SCPT) 評估土層動態參數之研究", 國立台灣大學土木工程研究所碩士論文, 民國 87 年。
15. 常正之, "應用雷利波散射曲線反算土層動態參數之研究", 國立成功大學土木工程研究所博士論文, 民國 82 年。