

應用神經網路在地籍資料TWD67與TWD97 坐標轉換之研究

林老生* 王奕鈞**

論文收件日期：95年8月16日

論文接受日期：96年1月19日

摘 要

現今台灣地區使用的坐標系統有許多種，在這當中最廣泛使用的為TWD67與TWD97坐標系統。由於不同時期建置的地籍資料使用不同的坐標系統，因此常需要在兩種坐標系統間進行坐標轉換。目前，國內正積極將地籍資料由TWD67坐標系統轉換為TWD97坐標系統。而如何在TWD67與TWD97坐標系統之間進行坐標轉換，整合不同坐標系統間資料之聯繫與共享，一直是國內學者致力於研究的問題。在廣泛的討論當中，最常使用的方式為利用最小二乘法四、六參數法，求解轉換參數。近年來，由於神經網路技術快速的發展，提供了我們在進行地籍資料坐標轉換研究時新的選擇。本研究目的，在於嘗試利用神經網路方式進行地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換；同時為了提升神經網路的應用，本研究提出利用神經網路，建立網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式的方法。利用台灣地區與台中市地區等兩個實驗區的共同點資料，以不同方式進行坐標系統轉換。有關神經網路地籍資料坐標轉換方法、網格式地籍資料坐標轉換模式建立方法，以及相關的實驗結果將於文中介紹。

關鍵詞：TWD67坐標系、TWD97坐標系、神經網路

* 國立政治大學地政學系副教授

Associate Professor, Department of Land Economics, National Chengchi University

** 國立政治大學地政學系碩士班研究生

Graduate Student, Department of Land Economics, National Chengchi University

Study on TWD67 and TWD97 Coordinate Transformations of Cadastral Data Using Artificial Neural Network

Lao-Sheng Lin* and Yi-Jing Wang**

Abstract

Currently, there are many coordinate systems used in Taiwan; among the most widely used systems are TWD67 (Taiwan Datum 1967) and TWD97 (Taiwan Datum 1997). Frequently it is necessary to transform from one coordinate system to another. One of the most common methods is the least-squares with affine transformations. The artificial neural network (ANN) provides a new technology for coordinate transformations of cadastral data. The popularity of this methodology is rapidly growing. In this research, coordinate transformations between TWD67 and TWD97 with the artificial neural network (ANN) and the least-squares with affine transformations were examined. Besides, algorithms of applying the artificial neural network to develop a regional grid-based coordinate transformation model were proposed. Two data sets with varied sizes from the Taiwan region were used to test the proposed algorithms. The test results show that the coordinate transformation accuracies using the ANN models are better than those of using other methods, such as, the least-Squares with affine transformations.

Keywords: TWD67, TWD97, Artificial Neural Network

一、前言

地籍乃是標示各宗土地之位置、界址、面積、使用狀況以及權屬關係之圖冊也（溫豐文，2003）。土地為立國之根本，亦為國計民生所寄託之基礎。經界或地籍之釐整，則有賴於完整的坐標資訊。同樣的我們要如何將三維的地理空間特性，諸如位置、形狀、面積、距離等，具體的描述於二維的圖紙上，界址點坐標資訊是上述所有地籍資料的基礎。

真實的地球表面為一個不規則的三度空間曲面，為了計算方便起見，必須選取適當的旋轉橢球體，來代表真實的地球表面，這些旋轉橢球體的選取會由於時空因素、測量技術的改進等因素而有所改變。例如，就台灣地區而言，曾經採用的坐標系統有：TWD67（Taiwan Datum 1967），所使用的旋轉橢球體為GRS67（Geodetic Reference System 1967）橢球體；TWD97（Taiwan Datum 1997），採用的旋轉橢球體為GRS80（Geodetic Reference System 1980）橢球體（黃華尉，2001）。對地球表面上任一點而言，其點位坐標會因為採用不同的旋轉橢球體而有不同的坐標值；同理，就某一點位而言，由於採用不同的旋轉橢球體，即便使用的是相同的地圖投影技術，仍舊會產生不同的二維投影坐標，所以也產生了本研究主要研究方向，即地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換的問題。

神經網路（Artificial Neural Network，ANN）是由一些簡單的神經元或節點，按一定的方式連結構成的非線性網路，具有大量平行計算及分散儲存與處理的工作能力，並能透過自動學習樣本之間的關係，以其非線性映射能力和無模型估計的特徵，有效解決問題（Demuth and Beale，2002）。

國內有關地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換之研究：有戴翰國等（2002），利用六參數結合最小二乘配置法的方式，進行小區域的平面坐標轉換，將TWD67坐標架構下的地籍資料轉換至 TWD97坐標系統架構下，實驗結果發現用此方法轉換後有不錯的精度。許皓寧（2003），利用臺北市政府公告之三、四等衛星控制點共同點的TM二度坐標資料，以最小二乘法平差，進行不同大小涵蓋區域與不同坐標轉換模式之地籍資料坐標轉換比較研究。研究結果顯示，將臺北市分成四個實驗區進行測試，以六參數非線性坐標轉換為較佳的模式，在涵蓋範圍選取方面則大致以地政事務所轄區範圍為最適當的坐標轉換區域大小，同時，控制點坐標轉換之方位角誤差可控制在10秒內，距離誤差可以控制在3公分內。

目前在國內外，神經網路在許多不同領域已有相當程度的應用性，譬如海洋工程、商業金融、醫學、工業設計、影像處理、分類等各方面。在地籍資料坐標轉

換上之應用，國內尚無人進行相關的研究。國外也僅有幾篇文章探討利用神經網路進行坐標轉換之研究。如Zaletnyik (2004)，利用五階多項式、半徑式函數神經網路 (Radial Basis Function Network) 與倒傳遞神經網路 (Back Propagation Neural Network) 等三種方式，進行匈牙利共1153個點位之坐標轉換。經比較分析三種方式所得之結果後，以倒傳遞神經網路所得之精度最佳。

因此本研究將探討：(1)以神經網路應用於地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換之相關議題，如訓練函數的選擇、隱藏層神經元數量的決定；以及(2)利用訓練好的神經網路，建構網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式的方法與成效分析。

二、神經網路

神經網路的架構可被想像成包含多個節點或神經元的多層次架構，其中假設神經元為神經網路的基本處理單元，亦為組成隱藏層的主要元素。藉由隱藏層中的每一個神經元，連結輸入資料與輸出資料。每一個神經元，可對應多個輸入與輸出資料，而同一隱藏層間神經元不互相連結。圖一所示，為單一隱藏層的神經網路架構，包含一個輸入層、一個隱藏層以及一個輸出層，其個別定義簡介如下 (蘇昭安，2003；王奕鈞，2006)：

1. 輸入層 (Input Layer)：

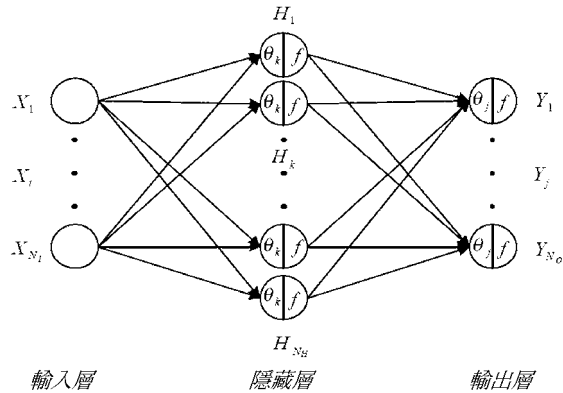
「層」是由多個節點所組成，使網路內節點的連結可以簡化為層與層之間的連結。輸入層，在網路架構中為接受資料並輸入訊息之一方，通常以一層表示，其處理單元數目，如圖一中之 $X_1 \cdots X_N$ ，視輸入內容而定，用以表現網路的輸入變數。

2. 輸出層 (Output Layer)：

在網路架構中，為提供資料輸出之一方，通常以一層表示，其處理單元項目，如圖一中之 $Y_1 \cdots Y_{N_0}$ ，視輸出的內容而定，用以表現網路的輸出變數。

3. 隱藏層 (Hidden Layer)：

介於輸入層與輸出層，其層內之神經元數目，如圖一中之 $H_1 \cdots H_{NH}$ ，並無標準方法可以決定。通常需以試驗方式，來決定其最佳數目。



圖一 神經網路架構圖

三、應用最小二乘法在地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換

於坐標轉換的應用中，依據最小二乘法數學模型，以矩陣建立之觀測方程式如下：

$$A_{n \times t} X_{t \times 1} = L_{n \times 1} + V_{n \times 1} \dots \dots \dots (1)$$

式中，假設要將TWD67坐標系轉換至TWD97坐標系，則A表示由待轉換坐標系（TWD67）所組成的設計矩陣；L代表的是轉換目標坐標系坐標值（本例子中，TWD97）；待定參數X，就是二個坐標系間的轉換參數；V矩陣表示轉換後點位之殘餘誤差。假設某一實驗區域內，有n個同時具有TWD67與TWD97坐標之共同點，並假設共同點的兩組縱、橫線坐標均無誤差，也就是說兩組縱、橫線坐標系的轉換為純幾何的轉換，若利用四參數轉換作為兩坐標系縱、橫線坐標之間的趨勢函數，則兩者間關係可以下列式子來表示：

$$\begin{aligned} N_{97} &= aN_{67} + bE_{67} + c \\ E_{97} &= bN_{67} - aE_{67} + d \dots \dots \dots (2) \end{aligned}$$

式中， N_{97} 、 E_{97} 、 N_{67} 、 E_{67} 分別代表地籍資料TWD97與TWD67坐標系統之縱、橫線坐標， a 、 b 、 c 、 d 為轉換參數，可改正由一個旋轉量、一個統一比例尺、二個平移量之線性變形。假如有足夠的已知條件（四參數轉換要兩個共同點）則可求出轉換參數。

同理，若利用六參數轉換作為兩坐標系縱、橫線坐標間之趨勢函數，則兩者間關係可以下列式子來表示：

$$\begin{aligned} N_{97} &= aN_{67} + bE_{67} + c \\ E_{97} &= dN_{67} + eE_{67} + f \dots\dots\dots (3) \end{aligned}$$

a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 為轉換參數，可用以改正由一個旋轉量、二個平移量、在 N、E 軸上之比例尺尺度變化及坐標軸兩軸不正交所導致在 N、E 軸上之線性變形。

四、應用神經網路在地籍資料 TWD67 與 TWD97 坐標轉換

(一) 神經網路式地籍資料 TWD67 與 TWD97 坐標轉換模式

若某一區域內，有 n 個同時具有 TWD67 與 TWD97 坐標系縱、橫線坐標之已知共同點，要利用神經網路^{註1} 求出其間轉換關係，首先要將這些點位定義為參考點，也就是所謂的訓練樣本，以其來訓練神經網路。因此，可以利用 n 個已知參考點之縱、橫線坐標集合， $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ，對神經網路進行訓練，其中：

$$P_i = (N_{i67}, E_{i67}, N_{i97}, E_{i97}), i = 1, 2, \dots, n \dots\dots\dots (4)$$

當輸入層與輸出層之間的映射關係建立之後，可以用下式表示兩者間關係：

$$\begin{aligned} N_{97} &= F(N_{67}, E_{67}) \\ E_{97} &= G(N_{67}, E_{67}) \dots\dots\dots (5) \end{aligned}$$

在(4)、(5)式， (N_{67}, E_{67}) 為神經網路之輸入層資料， N_{97} 與 E_{97} 作為神經網路輸出層的學習目標。F、G分別為TWD67與 TWD97坐標間之映射函數，內存於神經網路中。經過數個學習循環之後，若學習之結果符合我們預期之精度要求，則可以利用已訓練好的神經網路，輸入待轉換點之TWD67坐標系縱、橫線坐標 (N_{67}, E_{67}) ，透過(5)式，即可求得該點相對應之TWD97坐標系縱、橫線坐標 (N_{97}, E_{97}) 。

(二) 網格式地籍資料 TWD67 與 TWD97 坐標轉換模式

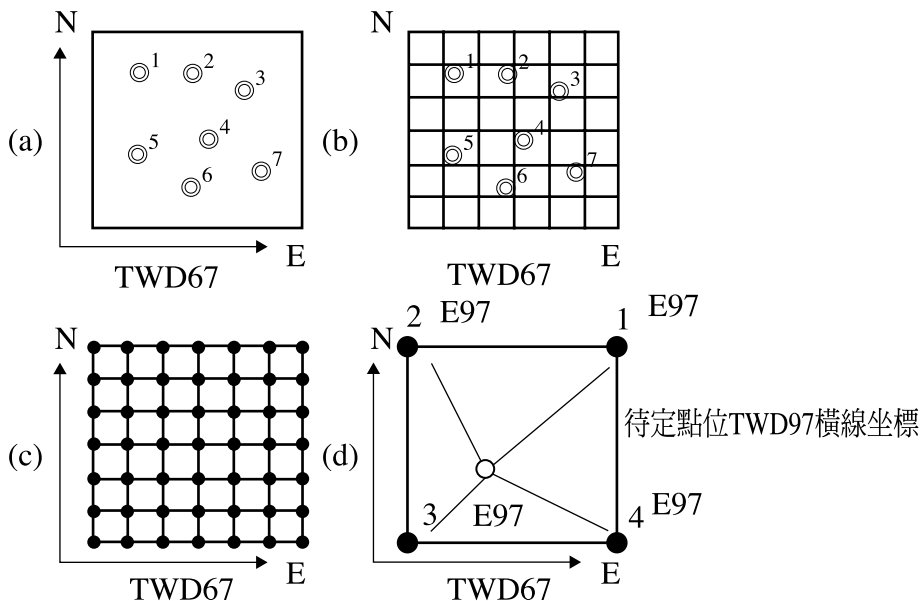
為了進一步提升神經網路於地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換的應用性，本研究提出建立一個利用規則網格為基礎的轉換模式。其基本概念為：假想有一個規則網格，覆蓋於與實驗區域貼合的橢球面上；然後，利用 n 個共同控制點資料，來訓練神經網路；再將此一規則網格上的所有節點TWD67坐標系縱、橫線坐標，輸入到神經網路，由此，估計每一規則網格節點之TWD97縱、橫線坐標。接著依據

註1. 本研究所使用的神經網路演算法則為倒傳遞神經網路（Back-propagation Artificial Neural Network），於文章中以神經網路作為其簡稱。

待轉換點的（TWD67）位置，決定該點所在的網格之四個節點之TWD97縱、橫線坐標，以內插方式，估計待轉換點所對應之TWD97縱、橫線坐標值。

以下以內插 E_{97} 為例，說明建立網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式的具體作法：

- (1) 首先，要取得所有已知共同點的TWD67與TWD97坐標系的縱、橫線坐標，如圖二(a)中的1、2、3等點，均具有相對應的TWD67與TWD97坐標系的縱、橫線坐標，利用這些共同點（參考點）坐標，訓練神經網路；
- (2) 根據已知點位的分布情形，決定涵蓋該區域的TWD67坐標系的規則網格大小，並計算每一個網格節點的TWD67坐標系的縱、橫線坐標，如圖二(b)所示；
- (3) 利用步驟(2)所計算的每一個網格節點的TWD67坐標系的縱、橫線坐標，以及步驟(1)訓練好的神經網路，以公式(5)估算出各個規則網格節點所對應的TWD97橫線坐標值，如圖二(c)所示；
- (4) 最後，利用選定的內插方式，以公式(6)，依據待定點TWD67坐標系之縱、橫線坐標，確定該點所坐落之網格；再由該網格四個節點之TWD97坐標系的橫線坐標值（由步驟3所估算），估算出每一待定點位的TWD97橫線坐標值（王奕鈞，2006；林老生，2005），如圖二(d)所示。



圖二 網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換步驟

上述步驟(1)、(2)及(3)是利用MATLAB軟體中的神經網路工具箱，所提供之函數功能，撰寫相關程式執行；步驟(4)之相關程式於DEV C++程式環境中撰寫。利用上述方法，亦可以估計TWD97坐標系的縱線坐標 N_{97} ，唯一不同的地方為步驟(3)所估計的為網格節點的 N_{97} 。

在步驟(4)中，談到利用選定的內插方式，決定待轉換點位的TWD97坐標之縱、橫線坐標估值。本研究中所採用的內插方式為（Lin, 1998）：

$$K^p (N_p, E_p) = \sum_{i=1}^4 W_i (X_p, Y_p) \times K^i \dots\dots\dots (6)$$

式中， (N_p, E_p) 為待定點 P 之已知TWD67坐標系的縱、橫線坐標； K^p 為 P 點所對應之TWD97坐標系的橫線坐標估值； $i=1, 2, 3, 4$ 為 P 所坐落網格之4個節點，以每一網格之右上角為第一節點，依序逆時鐘方向編號； K^i 為第 i 個節點的TWD97坐標系的橫線坐標值（由步驟(3)所產生）；若令節點3之TWD67坐標系的縱、橫線坐標為 (N_1, E_1) ，為該網格內坐標之極小值；節點1之TWD67坐標系的縱、橫線坐標為 (N_4, E_4) ，為該網格內坐標之極大值； W 為權函數（Junkins et al., 1973）由下列方程式定義：

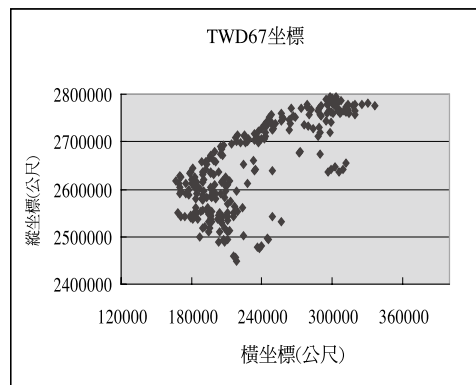
$$\begin{aligned} W (X_p, Y_p) &= X_p^2 Y_p^2 (9 - 6X_p - 6Y_p + 4X_p Y_p) \\ W_1 (X_p, Y_p) &= W (X_p, Y_p) \\ W_2 (X_p, Y_p) &= W (1 - X_p, Y_p) \\ W_3 (X_p, Y_p) &= W (1 - X_p, 1 - Y_p) \dots\dots\dots (7) \\ W_4 (X_p, Y_p) &= W (X_p, 1 - Y_p) \\ \Delta E_p &= E_p - E_1 \\ \Delta N_p &= N_p - N_1 \\ X_p &= \frac{\Delta E_p}{E_2 - E_1} \\ Y_p &= \frac{\Delta N_p}{N_2 - N_1} \end{aligned}$$

為使得實驗的操作流程易於了解，以圖二(d)舉例說明之。假設以外業測量方式測得一待定點位之TWD67坐標系縱、橫線坐標 $P(N_{67}, E_{67})$ ，要利用所提出之網格式轉換模式將 P 點坐標轉換至TWD97坐標系統。首先依據該轉換點之TWD67坐標系統決定該點所坐落之規則網格，再利用所在的網格四個節點之 $(N_{67}, E_{67}, N_{97}, E_{97})$ ，以所選定的內插方式，內插 P 點的TWD97坐標系之橫線坐標 E_{97} 。同理，該點位之縱線坐標 N_{97} 可依據相同方式內插求得。然後，再將所得到的轉換結果加以合併，即可得到該點位所對應之TWD97坐標系之縱、橫線坐標 $P(N_{97}, E_{97})$ 。

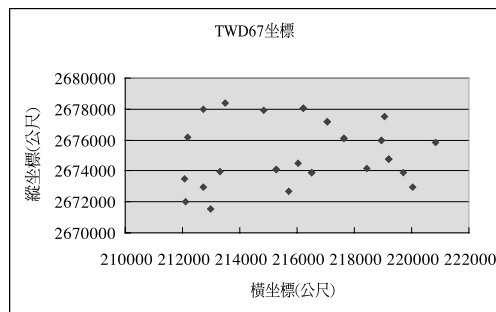
五、實驗結果與討論

(一) 實驗區資料

本研究共使用兩個地區：台灣地區與台中市地區等兩筆實驗資料。第一筆為台灣地區，申請自內政部衛星測量中心的一、二、三等三角點的TWD67坐標系的縱、橫線坐標，以及一、二等衛星控制點的TWD97坐標系的縱、橫線坐標。但由於缺乏點位對照表，因此，在比對TWD67與TWD97兩組坐標系相應的點位時，主要依據點名，逐一的比對，遇有相同點名時，再依據所分佈縣市加以查核；扣除衛星測量中心並未提供的機密點位資料，以TWD67與TWD97縱、橫線坐標（*N*方向、*E*方向）約相差兩百公尺及八百公尺的特性，並以最小二乘法四參數轉換，先行剔除縱、橫線坐標差距過大的點位。因此，最後經比對篩選出295個同時具有TWD67與TWD97坐標的共同點資料（王奕鈞，2006），如圖三所示。第二筆台中市地區資料，由中興大學土木工程系高書屏教授所提供，總共有44個點位同時具有TWD67與TWD97坐標系統之縱、橫線坐標，點位分佈情形，如圖四所示。



圖三 台灣地區點位分佈圖



圖四 台中市地區點位分佈圖

(二) 實驗方法

本研究所使用之神經網路軟體，為Math Works公司開發的科技應用軟體MATLAB7.0中的神經網路工具箱所提供的函數功能，以其撰寫倒傳遞神經網路地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換程式。所使用的神經網路架構為三層次的架構，如圖一所示；在進行神經網路參數設定時，以試誤法，逐一進行試驗；在進行四、六參數轉換時，也是在MATLAB工作環境內，撰寫相關程式，以最小二乘法，求解轉換參數。相關的輔助程式，如內插程式，則是利用DEV C++軟體撰寫。

在實驗資料方面，於台灣地區共有295共同點，其中區分225點為參考點，70點為檢核點；在台中市地區中，參考點數目共有30點，檢核點數目共有14點。參考點的作用，在於求得兩個不同坐標系（如TWD67與TWD97）之間的轉換參數。檢核點的作用，為評估坐標轉換精度。

為了評估坐標轉換精度，有關參數如 ΔN 、 ΔE 、 ΔP 的定義如下：

$$\begin{aligned} \Delta E_i &= E_{97i}^{known} - E_{97i}^{estimated} \\ \Delta N_i &= N_{97i}^{known} - N_{97i}^{estimated}, \quad i = 1, 2, \dots, n \dots\dots\dots (8) \\ \Delta P_i &= \sqrt{\Delta E_i^2 + \Delta N_i^2} \end{aligned}$$

式中， $(N_{97i}^{known}, E_{97i}^{known})$ ，為檢核點*i*已知的TWD97坐標系之縱、橫線坐標， $(N_{97i}^{estimated}, E_{97i}^{estimated})$ ，為利用神經網路、或其他坐標轉換方法所估計之檢核點*i*的TWD97坐標系之縱、橫線坐標。 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$ ，則分別代表所有 ΔN 、 ΔE 、 ΔP 的中誤差。

(三) 實驗結果與討論

1. 神經網路應用於地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換有關參數值設定之實驗

利用神經網路方式進行坐標轉換時，事先需決定許多重要的參數，網路才能夠有效運作及演算。其中，對於轉換結果影響最大的，為訓練函數以及隱藏層神經元數目，以下分別針對決定這兩項參數進行相關實驗分析：

(1) 使用不同訓練函數成果分析

首先，試驗在隱藏層神經元數目固定為10時，找出最適合的神經網路訓練函數為何？比較分析之神經網路訓練函數共有四種：‘trainbr’ (Bayesian regularization backpropagation)，‘trainlm’ (Levenberg-Marquardt backpropagation)，‘traincgf’ (Conjugate gradient backpropagation with

Fletcher-Reeves updates), and 'traingdx' (Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation) (Demuth and Beale, 2002)。
 表一與表二所示，分別為台灣地區與台中市地區，以神經網路執行地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換，採用不同訓練函數，檢核點對應之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$ 統計表。由表一與表二的結果顯示，以採用trainbr訓練函數來進行坐標轉換，所得的精度為最佳，因此，在後續的實驗過程中，訓練函數均採用trainbr訓練函數。

表一 台灣地區，採用不同訓練函數，檢核點對應之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

訓練函數	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
trainbr	18.54	16.22	24.63
trainlm	18.55	19.52	26.93
traingcf	21.22	19.93	29.11
traingdx	22.17	20.85	30.43

表二 台中市地區，採用不同訓練函數，檢核點對應之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

訓練函數	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
trainbr	1.92	1.11	2.22
trainlm	2.86	1.52	3.24
traingcf	2.97	1.77	3.46
traingdx	3.05	2.04	3.67

(2) 使用不同隱藏層神經元數目成果分析

本節主要探討以神經網路執行地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換，適合台灣地區與台中市地區的隱藏層神經元最佳數目為何？經過試驗後（王奕鈞，2006），表三與表四所示，分別為台灣地區與台中市地區改變隱藏層神經元數目，估算檢核點的精度統計表。從表三的結果顯示，適合於台灣地區的最佳的隱藏層神經元數目為6。依據表四的結果顯示，對於台中市地區的隱藏層神經元最佳數目為13。

表三 台灣地區，神經元數目由5至10時，檢核點對應之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

隱藏層神經元數目	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
5	19.07	16.58	25.27
6	18.54	16.22	24.63
7	18.87	16.23	24.89
8	19.14	16.22	25.09
9	18.89	17.60	25.82
10	18.63	17.04	25.25

表四 台中市地區，神經元數目由10至15，檢核點對應之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

隱藏層神經元數目	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
10	1.92	1.11	2.22
11	1.70	1.25	2.11
12	1.68	1.08	2.00
13	1.64	1.05	1.95
14	1.78	1.07	2.08
15	2.44	1.35	2.79

2. 網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式實驗結果分析

由於神經網路本身使用上的特性，也就是其訓練成果僅存在於訓練完畢當時的MATLAB作業環境內，而無法以函數或其他方式呈現。有鑑於此，為了進一步提升神經網路於地籍坐標轉換使用上的應用性，本研究嘗試建構一個利用規則網格式為基礎的坐標轉換模式。利用經過訓練好的神經網路所建構的新坐標規則網格式，依據待定點的位置，內插出該點所對應之新坐標系統坐標值。

為了驗證所提出的網格式坐標轉換模式的效用，以台灣地區實驗資料為例，區域內225個參考點資料將被用以訓練神經網路，神經網路的參數設定將採用上節的最佳實驗結果；其他70個檢核點，將被用以評估坐標轉換的精度；改變網格式邊長從1200公尺增加到5000公尺，利用前節所述網格式坐標轉換模式建立的步驟，求取所有檢核點的轉換後坐標，進而計算其相對應的精度，有關成果如表五所示。以相同

步驟處理台中市地區的資料，但是網格邊長改變從100公尺增加到1500公尺，有關成果如表六所示。

根據表五結果顯示，以台灣地區實驗資料建立的網格式坐標轉換模式，當網格邊長為3000公尺時，坐標轉換精度最佳。而由表六結果顯示，以台中市地區實驗資料建立的網格式坐標轉換模式，當網格邊長為1000公尺時，坐標轉換精度最佳。

表五 台灣地區改變網格邊長，網格式坐標轉換模式對應檢核點之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

網格邊長	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
1200M	20.46	20.99	29.31
1500M	20.23	21.08	29.22
2000M	19.76	20.73	28.64
3000M	19.78	20.25	28.31
5000M	19.83	20.42	28.46

表六 台中市地區改變網格邊長，網格式坐標轉換模式對應檢核點之 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

網格邊長	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
100M	2.72	3.08	4.11
250M	2.09	2.02	2.91
500M	2.07	1.98	2.86
1000M	2.13	1.40	2.55
1500M	2.04	1.59	2.59

3. 神經網路、網格式、四參數與六參數等坐標轉換精度比較

為了更進一步說明神經網路與網格式在地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換的效用，將前述利用神經網路與網格式在地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換的最佳精度結果整理後，與利用第三章所述的最小二乘法的四參數與六參數，執行坐標轉換的精度列表（王奕鈞，2006）；台灣地區與台中市地區的實驗結果，分別列於表七與表八。

表七與表八中之坐標轉換模式有四種：四參數、六參數、神經網路以及網格式

坐標轉換模式。從表七之結果可知，對於大面積的坐標轉換，如台灣地區，利用神經網路坐標轉換，無論在 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$ 上，均明顯優於其他三種轉換方式；至於網格式坐標轉換模式，在 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$ 方面略優於四參數轉換結果，而與六參數結果相當；由表八結果顯示，對於較小面積的坐標轉換，如台中市地區，神經網路坐標轉換的精度仍然最佳；但是，網格式坐標轉換模式，在 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$ 方面略優於四參數轉換結果，而與六參數結果稍遜一些。

表七 台灣地區，不同轉換方式對應之檢核點 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

坐標轉換模式	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
神經網路	18.54	16.22	24.63
網格式	19.78	20.25	28.31
六參數	18.28	21.88	28.51
四參數	19.80	25.47	32.26

表八 台中市地區，不同轉換方式對應之檢核點 $\sigma_{\Delta N}$ 、 $\sigma_{\Delta E}$ 、 $\sigma_{\Delta P}$

坐標轉換模式	$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	$\sigma_{\Delta P}$ (cm)
神經網路	1.64	1.05	1.95
六參數	1.50	1.58	2.18
網格式	2.13	1.40	2.55
四參數	1.77	2.27	2.88

4. 網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式於數值法地籍測量中的應用實驗

為評估本研究提出網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式，是否適用於數值法土地複丈，故選擇台中市地區的資料做實驗。實驗方法為：利用30個共同點建構適合台中市地區的網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式，再利用14個檢核點資料，以網格式坐標轉換模式內插所有檢核點的TWD67坐標系之縱、橫線坐標，並和其原有的TWD67坐標系之縱、橫線坐標比較，得其對應之縱橫線較差 ΔN 、 ΔE 與位置較差 ΔP （王奕鈞，2006），經整理後之成果統計表如表九所示。

依據地籍測量實施規則第73條關於位置誤差（市地部分）之限制，標準偏差2公分，最大誤差6公分。地籍測量實施規則第251條又規定，數值法複丈，可引用第73條之規定。由表九成果顯示，位置誤差之標準偏差為1公分，最大誤差為3.6公分，故利用本研究所提出網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式所得的成果，合乎地籍測量實施規則中戶地測量精度規範的要求。

依據地籍測量實施規則的規定，以數值法進行複丈時，應先檢測圖根點及界址點，所測得點位間之距離與坐標反算之距離，其差不得超過下列限制^{註2}：

市地： $0.005\text{公尺}\sqrt{S} + 0.04\text{公尺}$ ，S為邊長，以公尺為單位。

表九 台中市地區，以網格式坐標轉換模式所得之TWD67縱、橫線坐標與原TWD67縱、橫線坐標較差之統計表

Maximum ΔN (cm)	2.40
Minimum ΔN (cm)	-2.90
$\sigma_{\Delta N}$ (cm)	1.63
Maximum ΔE (cm)	0.60
Minimum ΔE (cm)	-2.90
$\sigma_{\Delta E}$ (cm)	1.05
Maximum ΔP (cm)	3.60
Minimum ΔP (cm)	0.40
$\sigma_{\Delta P}$ (cm)	1.00

在台中市實驗區中，將共同控制點中的1035、2188假設為圖根點，其餘檢核點假設為界址點，依據地籍測量實施規則第247條規定，分別比較四參數轉換結果與網格式轉換結果，測試由各界址點坐標和圖根點坐標反算距離之間的較差，是否可以符合地籍測量實施規則中相關的規定？實驗結果，如表十所示。由表十中可看出，利用網路轉換模式所得到的結果，均符合地籍測量實施規則第247條之誤差限制；網格式地籍坐標轉換模式成果，優於四參數轉換方式。

註2. 此為地籍測量實施規則第247條之規定。

表十 以不同坐標轉換方式，所得之反算距離較差比較

坐標轉換模式	圖根點號	地測第247條之距離較差限制平均值 (m)	反算距離較差平均值 (m)
網格式	1035	0.471	0.011
四參數	1035	0.471	0.024
網格式	2188	0.255	0.008
四參數	2188	0.255	0.020

六、結 論

由於國內尚未有人利用神經網路方式進行地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換之研究。因此，本文提出利用神經網路方式，進行地籍資料坐標系統轉換，並利用訓練好的神經網路，建構網格式地籍資料坐標轉換模式，以便即時進行地籍資料坐標轉換，提升地政機關在執行戶地測量、土地複丈等業務時之處理效益。

由台灣地區與台中市地區等實驗區的實驗結果顯示：(1)在神經網路參數設定方面，以使用trainbr訓練函數所得的結果最佳；至於隱藏層神經元數目的決定，則必須按照實際狀況，以試誤法決定之。(2)在建立網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式方面，規則網格式邊長的決定與區域大小及控制點的數量、密度有關，如台灣地區的網格式邊長為3000公尺，而台中市地區的網格式邊長為1000公尺。(3)在神經網路、網格式、四參數與六參數等坐標轉換精度比較方面，皆以直接採用神經網路執行坐標轉換的精度最好，其次是網格式或六參數坐標轉換。(4)在網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式於數值法地籍測量中的應用實驗方面，證明如果採用本文所提出之網格式坐標轉換模式所得之坐標轉換成果，已符合地籍測量實施規則的相關要求。

由於目前攜帶型電子產品，如Notebook、Pocket PC與Smartphone已經日漸普及。因此，如果未來能夠將訓練好的神經網路地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換程式，或建立完成之網格式地籍資料TWD67與TWD97坐標轉換模式程式，轉置到上述的電子產品的電腦作業環境，以便在外業測量時，可直接作實施地籍資料坐標轉換；這在地政機關執行相關土地測量業務時將非常有助益，並有助於提升神經網路技術的整體應用性。

參考文獻

- 王奕鈞，(2006)，〈神經網路應用於地籍坐標轉換之研究〉，國立政治大學地政學系碩士論文。
- 林老生，(2005)，〈利用神經網路建立台灣區大地起伏模式之研究〉，《測量工程》，第 47 卷第 1 期，pp1-16。
- 許皓寧，(2003)，〈臺北市地籍資料 TWD67 與 TWD97 坐標轉換之比較研究〉，國立中興大學土木工程學系碩士論文。
- 黃華尉，(2001)，〈TWD97 與 TWD67 二度 TM 坐標轉換之研究〉，國立成功大學測量工程研究所碩士論文。
- 溫豐文，(2003)，〈土地法〉，《三民書局》，台北。
- 戴翰國、余致義、曾清涼，(2002)，〈利用六參數平面轉換與最小二乘配置進行小區域 TWD67 與 TWD97 之地籍資料坐標轉換－以臺北市大安通化段為例〉，《第五屆 GPS 衛星科技研討會》，pp 66-71。
- 蘇昭安，(2003)，〈應用倒傳遞類神經網路在颱風波浪預報之研究〉，國立臺灣大學工程科學與海洋工程學系碩士論文。
- Demuth, Howard and Beale, Mark, (2002) , "*User's Guide of Neural Network Toolbox For Use with MATLAB, Version 4*", The Math Works.
- Junkins, J.L., Miller, G.W. & Jancaitis, J.R., (1973) , "A weighting function approach to modeling of irregular surfaces", *Journal of Geophysical Research*, Vol. 78 (11) : 1794-1803.
- Lin, L.S., (1998) , "*Real-time estimation of ionospheric delay using GPS measurements*", UNISURV S-51, Reports from School of Geomatic Engineering, The University of New South Wales, Sydney, NSW, Australia.
- Zaletnyik, P, (2004) , "Coordinate transformation with neural networks and with polynomials in Hungary", paper presented at International Symposium on Modern technologies, education, and professional practice in geodesy and related field, Sofia, Bulgaria, 4-5 November 2004, pp. 471-479.

