

監督式分類方法於遙測影像判釋之研究

A Study of Applying Supervised Classifications for Remote Sensing Imagery Recognition Techniques

中華大學土木工程學系副教授

中華大學土木工程學系研究生

中華大學土木工程學系研究生

陳 莉

魏 曉 萍

王 泰 盛

Li Chen

Hsiao-Ping Wei

Hui-Ming Chen

摘 要

近年來，遙感探測在全世界已經成為資料收集分析及決策之重要來源。當然，在台灣遙測技術之應用亦日漸普及大眾化，遙測之主要特性為其資料所涵蓋面積廣泛且具有即期之特性，故其亦能作為一種建立環境資源資料庫之有效量測工具。本研究選擇水利會之竹東工作站為研究區域，主要以最大概似法(maximum-likelihood)和人工智慧領域之倒傳遞類神經網路(back-propagation neural network)進行影像分類，其訓練程序由地面調查可能之耕作面積和影像分類所判釋之面積兩者互相比較。本研究利用之監督分類方法具有高度之準確性，此外，這兩種方法可根據影像分類和生長及收成之圖像協助我們計算每一農作物所需之水量。

關鍵詞：遙感探測，最大概似法，倒傳遞類神經網路，影像分類。

ABSTRACT

Recently, remote sensing has been served as an important data resource collector for analysis and decision planning all around the world. The application of remotely sensor technique has also been more and more popular in Taiwan. The main characteristics of remote sensing include wide cover and up-to-date. It is able to serve as a kind of effective survey tool for environmental resource database. The Chu-Tung Working Station of Irrigation Association was selected as the study area. This study is aimed at imagery classification by the maximum-likelihood classification and back-propagation neural network (BPN), which belong to artificial intelligence. The training procedures are comparing between the cultivation area calculated by ground survey and by image classification in the paddy-majority area. The supervised classification methods have high accuracy, which could demonstrate by the accuracy verification table. Furthermore, these two methods could assist us to calculate the water requirement for each crop, based on the

area of each crop derives from imagery classification and the growing and cropping pattern.

Keywords: Remote sensing, Maximum-likelihood classification, Back-propagation Neural network, Imagery classification.

一、緒 論

目前有許多國家大量應用遙感探測(Remote Sensing, 以下簡稱遙測)之方法,做為其分析及決策規劃的重要資料來源,應用遙測技術在水文、地文、水資源管理及環境監測上,已有數十年之歷史。遙測最大的優點是無需到達現地勘查,可節省可觀的人力及經費,另一優點即具有快速掌握全區域資料的能力。

隨著遙測衛星技術提升,國內採用衛星資料於地面分類工作上已有顯著成就。因此本研究以新竹農田水利竹東工作站之高解析度衛星影像資料,應用監督式分類法中倒傳遞類神經網路及最大概似法來對影像做分類,並比較二者之結果。

本研究之試區為新竹農田水利竹東工作站轄區,所選用之遙測影像為捷鳥(Quick Bird)衛星所拍攝,該衛星為美國 Digital Globe 公司所擁有高解析度光學衛星,運用捷鳥衛星影像所得資訊且加入常態化差異植生指標(NDVI)與光波波段比值(RVI)兩種評比指標,以及新竹農田水利竹東工作站,現地土地利用調查成果特徵作為分類之基礎。

所採用的分類理論為監督式分類,即影像分類之過程分為兩階段,第一階段為訓練(training),用以架構模式並調整參數,第二階段為測試(testing),不再調整參數值,選用類神經網路架構中應用最普遍的倒傳遞類神經網路及傳統分類法最常使用的最大概似法來對研究試區做分類工作,並比較分類方法的精確度。

分類成果以精確度評估中最常使用的誤差矩陣表示,並計算整體精度、生產者精度、使用者精度、kappa 指標,最後將分類成果採用 Z-test 檢驗,檢驗各分類方法是否有顯著不同。

二、文獻回顧

遙感探測(Remote Sensing)是由早期美國因軍事上的需要所發展技術,原屬軍事機密。在二次大戰期間,主要用途於偵測掩蔽物(camouflage detection),直到 1965 年美國軍方才開放部份技術,用於支援資源調查方面。1972 年 7 月 23 日美國第一顆大地衛星(Landsat)升空後,遙測技術之重要性開始受到重視,且由於遙測衛星影像的各種優點、特性,國內對於衛星影像的利用已日漸普及,衛星影像常見用於各種資源的監測、土地開發、農作物判釋、生態調查等,近年來已有許多專家學者對於遙測影像分類進行研究。

陳炫東(1993)提出「水庫集水區之土地覆蓋判釋-運用衛星影像及地理資訊系統」研究,應用遙測技術作土地覆蓋及土地利用變遷之分析、都市計畫、水質模擬、監測山坡地違法開發及濫墾濫伐等。

雷祖強(1994)提出「利用 SPOT 衛星影像計算地表覆蓋碎形維度之研究」,利用 SPOT 衛星影像,配合組織特徵計算地表覆蓋碎形維度,將其應用在土地利用變遷分析,及山坡地濫墾開發等環境資源監控作業分析上。

林錦全(1995)提出「衛星影像資料於集水區地表覆蓋分類之研究」,使用「巢狀超矩陣學習模式」及傳統線性判別分析法,配合組織特徵,分類美濃水庫集水區之 SPOT 衛星影像,分析該集水區內之地表覆蓋。

楊純明等(1997)在臺灣省農業試驗所試驗場中建立一、二期水稻作物因季節改變而產生反射光譜變化,尋找常態化差異植生指標(normalized difference vegetation index, NDVI)和水稻成長的關係,且評估 NDVI 使用潛能。

郭育全(1997)提出「分散度指標應用於遙測

影像分類特徵選取之研究」，評估光譜特徵與組織特徵的重要性，計算選入分類特徵的順序，並使用最大概似分類法及貝氏分類法進行曾文水庫集水區地表覆蓋判釋。

蕭國鑫(1998)研究以 STOP 多時段影像和雷達回音波強度資料，採用逐像元及區塊式分類法判釋水稻田，探討生長期的攝像何種組合才能得到最佳分類成果。

江良印(1998)使用 STOP 衛星多光譜影像的資訊，綠光段、紅光段、近紅外光段等三個多光譜波段外，再由紋理特徵輔助進行土地利用類別判釋之研究。

陳益鳳、曾義星(1999)於應用多時段衛星影像辨識水稻田之研究中，利用各坵塊內之光譜植生指標隨時間的變化，以差分影像分類法(differenced image classification)、時間剖面匹配法(temporal profile matching)與波峰偵測法(peak detecting)進行自動化水稻田辨識作業。

黃信茗(2001)利用監督性分類法之一的最大概似分類法及非監督性分類法中之反覆式的自我組織資料分析群集偵測法作土地利用分類。

Li Chen (2004)巢狀超矩陣學習模式(NHLM)進行土地覆蓋判釋，其結果優於類神經網路。

Williamson (1989)使用 SPOT HRV 衛星，應用可見光、近紅外光及中紅外光資料判別葡萄及四種果樹作物其精確度可高達 85%~90%。

三、研究理論基礎

3-1 衛星基本資料

研究所使用衛星影像為捷鳥(Quick Bird)衛星，它為美國 Digital Globe 公司所擁有高解析度光學衛星，發射升空時間於 2001 年 10 月 18 日於美國 Vandenberg 空軍基地順利發射升空，同年 12 月份開始接收衛星影像。Quick Bird 捷鳥衛星係從 450 公里外的太空拍攝地球表面上之地物、地貌等空間資訊，其影像解析度高達 61 公分，是全球首顆提供 1 米以下解析度之商用光學衛星。Quick Bird 衛星為太陽同步衛星，平均 4 至 6 天即可拍攝同一地點的影像。因此，Quick Bird 衛星影像可提供快速且清晰品質，更可快速掌握

環境訊息。

3-2 決定特徵

本研究考慮的特徵有近紅外光段(IR)、紅光段(R)、綠光段(G)、藍光段(B)外，另外還加入常態化差異植生指標(NDVI)與光波波段比值(RVI)。

(1) 常態化差異植生指標 (Normalization Difference Vegetation Index, NDVI)

常態化差異植生指標(NDVI)為較常被使用的植生指標，定義為近紅外光波段與紅光波段之差與兩者之和的比值(陳彭述、趙英時，1992)：

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \dots\dots\dots (1)$$

IR 為近紅外光波段，R 為紅光波段。

(2) 光波波段比值(Ratio Vegetation Index, RVI)

光波波段比值的公式如下(陳彭述、趙英時，1992)：

$$RVI = \frac{IR}{R} \dots\dots\dots (2)$$

3-3 影像分類成果的精確度評估

目前對於影像精確度評估最常使用的方法是誤差矩陣，誤差矩陣為一個方形的矩陣，此方陣中的行、列數相等，行列數因分類數量而定，如表 3-1。誤差矩陣是以比較取樣區域的參考類別和相同取樣空間中的遙測影像分類成果的差異狀況。(陳姜琦，2002)

藉由誤差矩陣關係表中可得到的分類評估指標，除了使用者精度(User's Accuracy, UA)、生產者精度(Producer's Accuracy, PA)外、尚可計算整體精度(Overall Accuracy, QA)、Kappa 指標等。

(1) 整體精度(Overall Accuracy)

$$Overall Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}} \times 100\% \dots\dots\dots (3)$$

表 3-1 誤差矩陣(Error matrix)表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)						
	類別	1	2	...	n	總計	生產者精度
	1	X_{11}	X_{12}	...	X_{1n}	$\sum_{j=1}^n X_{1j}$	$\frac{X_{11}}{\sum_{j=1}^n X_{1j}} \times 100\%$
	2	X_{21}	X_{22}	...	X_{2n}	$\sum_{j=1}^n X_{2j}$	$\frac{X_{22}}{\sum_{j=1}^n X_{2j}} \times 100\%$
	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮
	n	X_{n1}	X_{n2}	...	X_{nn}	$\sum_{j=1}^n X_{nj}$	$\frac{X_{nn}}{\sum_{j=1}^n X_{nj}} \times 100\%$
	總計	$\sum_{i=1}^n X_{i1}$	$\sum_{i=1}^n X_{i2}$	...	$\sum_{i=1}^n X_{in}$	$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}$	—
	使用者精度	$\frac{X_{11}}{\sum_{i=1}^n X_{i1}} \times 100\%$	$\frac{X_{22}}{\sum_{i=1}^n X_{i2}} \times 100\%$	...	$\frac{X_{nn}}{\sum_{i=1}^n X_{in}} \times 100\%$	—	—

(2) 生產者精度(Producer's Accuracy)

$$\text{Producer's Accuracy} = \frac{X_{nn}}{\sum_{j=1}^n X_{nj}} \times 100\% \dots\dots\dots (4)$$

此精度即表示在使用某種分類方法下，地面參考資料可正確地被分類的精度。

(3) 使用者精度(User's Accuracy)

$$\text{User's Accuracy} = \frac{X_{nn}}{\sum_{i=1}^n X_{in}} \times 100\% \dots\dots\dots (5)$$

表示地面覆蓋物經分類後，類別被正確歸類的機率。

(4) Kappa 指標 chance agreement 整體精確度—期望精確度

一般而言，Kappa 介於 0~1 間，Kappa 值越接近 1，表示分類精度越高。

$$Kappa = \frac{P_0 - P_1}{1 - P_1} \dots\dots\dots (6)$$

P_0 ：總體準確度。在誤差矩陣中，在左上至右下的對角線數值加總之後，除以總抽取像元所產生的數值，所產生的百分位數。

P_1 ：期望準確度。將相同的分類項目的行

與列數值相乘之後再加總所產生的數值，除以對角線上（左上至右下）數值自乘之值所產生的百分位數。

Kappa 指標另一項功能是可以提供統計測試，利用 σ_{Kappa} 可作 Z 檢定，決定在兩種不同的分類方法之間是否有明顯的差異 (Chen, 2004)。

四、影像分類分法與原理

本研究選用最大概似法與倒傳遞類神經網路，兩種監督性分類法來對影像做分類。

4-1 最大概似法

最大概似法，通常假設影像之分類特徵具有多變量常態分佈。計算訓練樣區每一類的共變異矩陣 (Covariance Matrix)、平均向量 (Mean Vector)，再以(7)式計算第 i 類中 X 出現之機率。

$$P(X|i) = (2\pi)^{-\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i) \right] \dots\dots\dots (7)$$

(7)式中：

d 為特徵數；

Σ_i 為第 i 類的共變異數矩陣；
 Σ_i^{-1} 為 Σ_i 的反矩陣；
 $|\Sigma_i|$ 為 Σ_i 的行列式值；
 μ_i 為第 i 類的平均向量；
 $(X - \mu_i)^T$ 為 $(X - \mu_i)$ 的轉置矩陣；
 X 為某樣本以特徵表示，為 d 維矩陣；
 $P(X|i)$ 為某 X 由第 i 類而來的機率；
 S_{ij} 為第 i 類與第 j 類的共變異數。

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_d \end{bmatrix} \quad \mu_i = \begin{bmatrix} \mu_{1i} \\ \mu_{2i} \\ \vdots \\ \mu_{di} \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_i = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} & \cdots & S_{1d} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} & \cdots & S_{2d} \\ S_{31} & S_{32} & S_{33} & \cdots & S_{3d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{d1} & S_{d2} & S_{d3} & \cdots & S_{dd} \end{bmatrix}$$

在分類時，比較出某樣本 X 在那一類類別中的機率密度函數值最大，即可判釋該樣本為那一類，最大概似法分類之決策如圖 4-1 所示。

圖 4-2（以一維二類別為例）說明判別 X 該屬於第 i 類或第 j 類的規則。(1)若 $X > X_0$ 時， $P(X|j) > P(X|i)$ ，則將 X 分類成第 j 類；(2)若 $X < X_0$ 時， $P(X|i) > P(X|j)$ ，則將 X 分類成第 i 類；(3)若 $X = X_0$ 時， $P(X|i) = P(X|j)$ ，則將 X 分類成第 i 類及第 j 類的機率相等。

4-2 倒傳遞類神經網路

類神經網路是由許多的人工神經細胞 (Artificial Neuron) 所組成，人工神經細胞又稱為神經元、人工神經元或處理單元 (Processing Element)，每一個處理單元的輸出以扇狀輸送出，做為其他處理單元的輸入，其輸入值與輸出值的關係式，如式(8)，可用輸入值的加權乘積和之函數表示：(葉怡成，2002)

$$Y_j = f(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j) \dots\dots\dots (8)$$

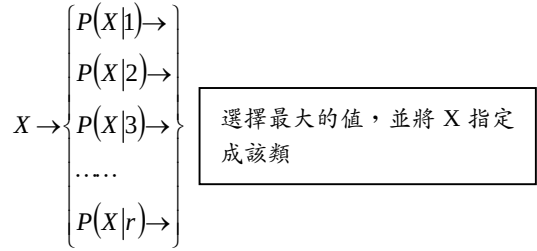


圖 4-1 最大概似法分類決策示意圖

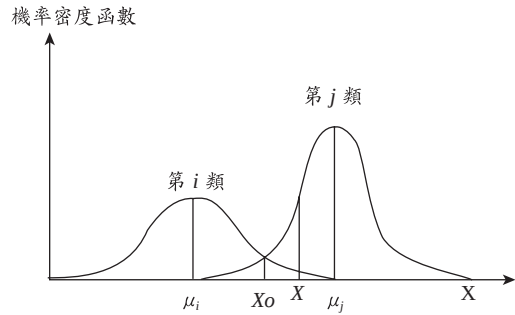


圖 4-2 最大概似分類法判別說明

其中：

- Y_j ：模仿生物神經元的模型的輸出訊號。
- f ：模仿生物神經元的模型的轉換函數 (Transfer Function)。
- W_{ij} ：模仿生物神經元的模型的神經節強度，又稱連結加權值。
- X_i ：模仿生物神經元的模型的輸入訊號。
- θ_j ：模仿生物神經元的模型的閾值。

介於處理單元間的訊息傳遞路徑稱為連結 (Connection)。每一個連結上有一個數值的加權值 W_{ij} ，表示第 i 個處理單元對第 j 個處理單元之影響程度。

倒傳遞類神經網路模式 (Back-propagation Network, BPN) 是目前類神經網路學習模式中最具代表性，應用最普遍的模式。倒傳遞類神經網路基本原理是利用最陡坡降法 (Gradient Steepest Descent Method) 的觀念，將誤差函數予以最小化。

倒傳遞類神經網路架構如圖 4-3 所示，包括 (1) 輸入層：用以表現網路的輸入變數，其處理單元數目依問題而定，使用線性轉換函數，即

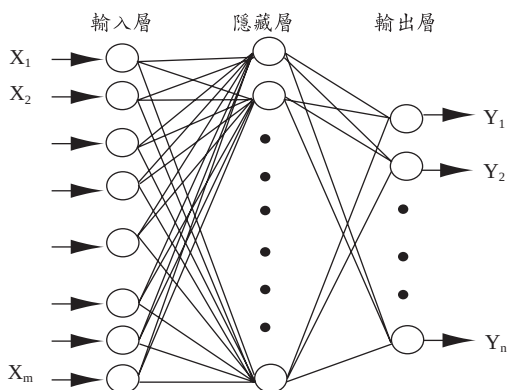


圖 4-3 倒傳遞網路

$f(x)=x$ ；(2)隱藏層：用以表現輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常需以試驗方式決定其最佳數目。使用非線性轉換函數，網路可以不只一層隱藏層，也可以沒有隱藏層；(3)輸出層：用以表現網路的輸出變數，其處理單元數目依問題而定，使用非線性轉換函數。

就每一個神經元來說，可接收連結之輸入訊號，並經轉換函數與閾值計算，輸出其反應值，以第 n 層的第 j 個單元得輸出值 A_j^n 為例，其為第 $n-1$ 層單元輸出值的轉換函數值如式(9) (葉怡成，2000)：

$$A_j^n = f(\text{net}_j^n) \quad \dots\dots\dots(9)$$

f ：轉換函數

其中集成函數 net_j^n 定義如式(10)

$$\text{net}_j^n = \sum_i W_{ij} A_j^{n-1} - \theta_j \quad \dots\dots\dots(10)$$

W_{ij} ：神經元 i 與神經元 j 間的連結強度，即連結加權值

θ_j ：神經元 j 的閾值

根據神經元連結的關係，以最陡坡降法來調整神經元間的連結加權值，期望達到誤差函數的最小值。誤差函數定義如式(11)。

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - A_j)^2 \quad \dots\dots\dots(11)$$

T_j ：目標輸出值

A_j ：推論輸出值

若未達到設定之誤差量則網路權值需要修正，且具修正方式如式(12)

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad \dots\dots\dots(12)$$

ΔW_{ij} ：神經元 i 與神經元 j 間的連結加權值修正量

η ：學習速率(Learning Rate)

另外為避免網路收斂時產生震盪情形，可增加慣性量(Momentum)的設計，如式(13)

$$\Delta W_{ij} = \alpha \Delta W_{ij} + \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad \dots\dots\dots(13)$$

α ：慣性量

網路演算程序(葉怡成，2000)為：

- 步驟 1：選取每一類別之訓練資料。
- 步驟 2：以均佈亂數設定加權值矩陣 W_{xh} 及 W_{hy} ，與偏權值向量 θ_h 及 θ_y 初始值。
- 步驟 3：輸入一個訓練範例的輸入向量 X ，與目標輸出向量 T 。
- 步驟 4：計算推論輸出向量 Y 。
- 步驟 5：計算差距量 δ 。
- 步驟 6：計算加權值矩陣修正量 ΔW ，及偏權值向量修正量 $\Delta \theta$ 。
- 步驟 7：更新加權值矩陣 W ，及偏權值向量 θ 。
- 步驟 8：重複步驟 3 之步驟 7，直到收斂（誤差不再有明顯變化）或執行一定數目的學習循環。

五、應用實例

5-1 研究地區概況

新竹農田水利會竹東工作站灌溉區域包含新竹縣竹東鎮、芎林鄉、橫山鄉，如圖 5-1 黃色部分所示。本研究選定研究區域為竹東鎮附近約 8 公里 $\times$ 7 公里區域，其座標分別為：左上 TM (250356.960, 2744071.20)及右下角 TM (258049.44, 2737147.680)位置。

5-2 訓練試區選取

本研究利用衛星影像判釋新竹農田水利會

表 5-1 研究區中訓練區的點數選取

類別	水田	道路	建築物	水體	雜木林	裸露土壤	草地	森林
樣本數	530	3687	6895	8309	4575	1999	760	9928
顏色	黃色	灰色	紅色	藍色	咖啡色	粉紅色	綠色	深綠色

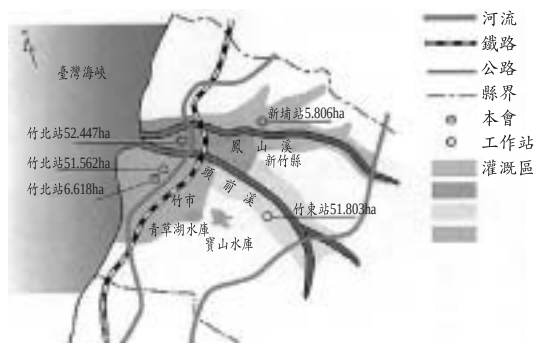


圖 5-1 新竹農田水利會灌溉區域(資料來源:新竹水利會)

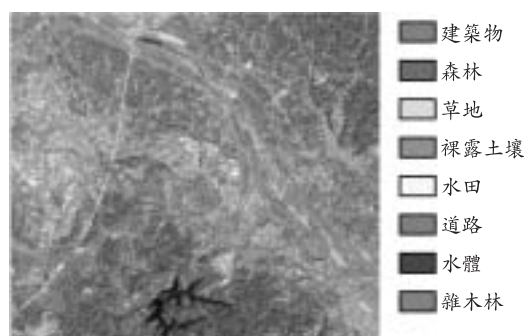


圖 5-2 研究區中訓練區的位置

竹東工作站灌區的土地覆蓋，依研究地區概況、現地調查資料、地圖及衛星影像上的資料，將訓練試區分為水田、道路、建築物、水體、雜木林、裸露土壤、草地、森林等八大類，樣本數的選取如表 5-1，其位置圖如圖 5-2。

5-3 參數設定

TNT Mips6.1 影像處理軟體中類神經網路分類參數可調整最大疊代次數 (Maximum Iterations)、權重累積和(Maximum Cumulative)、學習速率(Learning rate)、容忍誤差(Error Threshold)四項參數。本研究中性量(Momentum)為 0.7 軟體內定值，其餘參數見表 5-2。

表 5-2 倒傳遞網路參數表

Maximum Iterations	10000
Maximum Cumulative	1
Learning Rate	0.9
Error Threshold	0.01

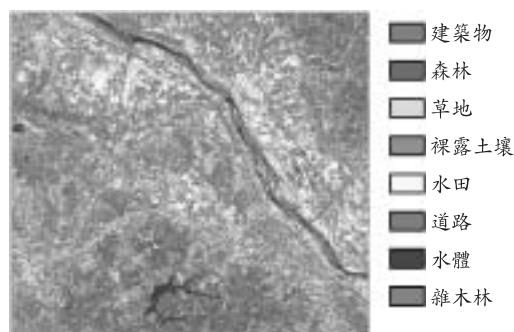


圖 5-3 原來四個光波使用倒傳遞類神經網路分類結果

5-4 分類結果

本研究試區總像元數共 25,704,640 個，以監督式分類法中倒傳遞類神經網路及最大概似法進行地表覆蓋物的判釋，根據現地所調查之土地利用型態，分成八個訓練樣本對影像進行分類，其成果以誤差矩陣表示，最後將分類成果採用 Z-test 檢驗，檢驗各分類方法是否有顯著不同。

5-4-1 倒傳遞類神經網路分類法

倒傳遞類神經網路分類法成果如圖 5-3、5-4、5-5 與表 5-3、5-4、5-5，圖 5-3 為近紅外光段(IR)、紅光段(R)、綠光段(G)、藍光段(B)的分類成果(方法一)，圖 5-4 為原來四個光波加上常態化差異植生指標(NDVI)的分類成果(方法二)，圖 5-5 為原來四個光波加上常態化差異植生指標(NDVI)及光波波段比值 Ratio Vegetation Index (RVI)的分類成果(方法三)。表 5-3 為原來四個光波誤差矩陣分析表，表 5-4 為原來四個光波加上常態化差異植生指標(NDVI)的誤差矩陣

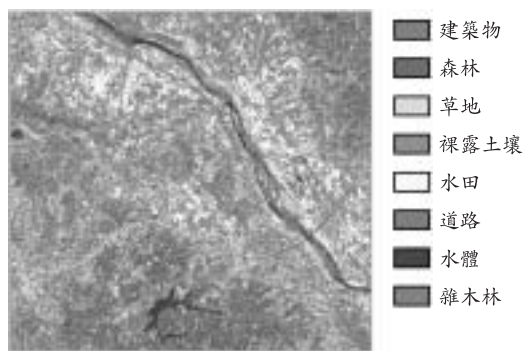


圖 5-4 原來四個光波加 NDVI 使用倒傳遞類神經網路分類結果

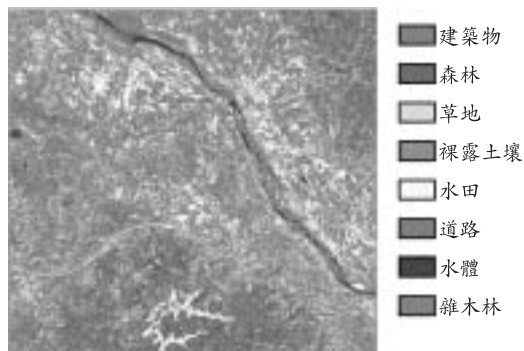


圖 5-5 原來四個光波加 NDVI 及 RVI 使用倒傳遞類神經網路分類結果

表 5-3 原始影像使用倒傳遞類神經網路分類法誤差矩陣分析表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	8309	0	0	0	0	0	0	0	8309	100%
	稻田	48	333	117	20	0	0	12	0	530	62.8%
	樹木	0	100	2027	0	0	485	0	1963	4575	44.3%
	道路	732	814	368	636	59	210	868	0	3687	17.2%
	建築物	449	68	51	751	3766	88	1721	1	6895	54%
	草地	10	151	53	39	2	453	5	47	760	59.6%
	裸露土壤	0	0	0	23	592	0	1384	0	1999	69.2%
	森林	0	331	1419	0	0	1631	0	6547	9228	65.9%
	合計	9548	1797	4035	1469	4419	2867	3990	8558		
	使用者精度	87%	18.5%	50.2%	43.3%	84.9%	15.8%	34.7%	76.5%		
整體精度：63.6% kappa 指標：56.4% kappa 指標變異數：11.8726e-06											

表 5-4 加入 NDVI 特徵值使用倒傳遞類神經網路分類法誤差矩陣分析表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	8309	0	0	0	0	0	0	0	8309	100%
	稻田	2	305	211	12	0	0	0	0	530	57.5%
	樹木	0	9	3110	0	0	543	0	913	4575	68.0%
	道路	602	1241	202	1141	43	180	278	0	3687	30.9%
	建築物	430	186	23	1399	3630	78	1159	0	6895	52.6%
	草地	1	196	65	9	2	461	0	26	760	60.7%
	裸露土壤	0	0	0	260	493	0	1246	0	1999	62.3%
	森林	0	15	3120	0	0	1677	0	5116	9228	51.5%
	合計	9344	1952	6731	2811	4168	2939	2683	6055	36683	
	使用者精度	88.9%	15.6%	46.2%	40.6%	87.1%	15.7%	46.4%	84.5%		
整體精度：63.5% kappa 指標：56.6% kappa 指標變異數：11.5011 e-06											

表 5-5 原始影像加入 NDVI 及 RVI 特徵值使用倒傳遞網路分類法誤差矩陣分析表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	5570	2739	0	0	0	0	0	0	8309	67.0%
	稻田	0	297	212	12	0	0	9	0	530	56.0%
	樹木	0	5	3454	0	0	386	0	730	4575	75.5%
	道路	127	1426	425	701	40	75	893	0	3687	19.0%
	建築物	228	214	49	751	3651	40	1962	0	6895	53.0%
	草地	0	195	101	8	2	403	3	48	760	53.0%
	裸露土壤	0	0	0	16	538	0	1445	0	1999	72.3%
	森林	0	6	3925	0	0	136	0	4630	9228	46.6%
	合計	5929	4882	8166	1488	4231	2271	4312	5408		
	使用者精度	94.01%	6.1%	42.3%	47.1%	86.3%	17.7%	33.5%	85.6%		
整體精度：54.9% kappa 指標：47.6% kappa 指標變異數：10.7570e-06											

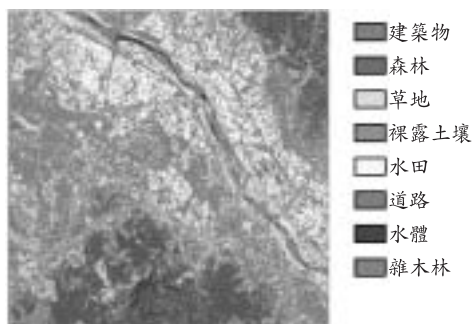


圖 5-6 原來四個光波使用最大概似法分類結果

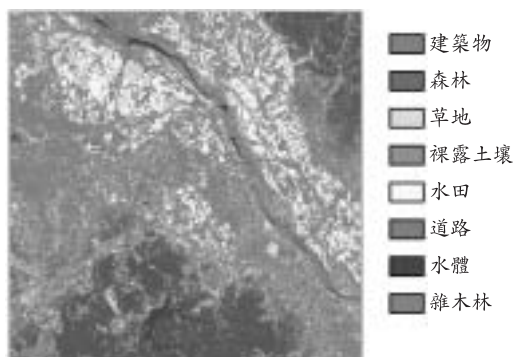


圖 5-8 原來四個光波加 NDVI 及 RVI 使用最大概似法分類結果

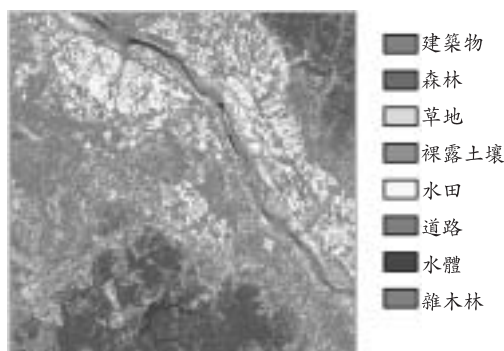


圖 5-7 原來四個光波加 NDVI 使用最大概似法分類結果

分析表，表 5-5 為原來四個光波加上常態化差異植生指標 (NDVI) 及光波波段比值 Ratio Vegetation Index (RVI)的誤差矩陣分析表。

就整體精度而言，方法一精度最高(65.6%)；而使用方法三分類方式最低(54.9%)。

5-4-2 最大概似法

最大概似法成果如圖 5-6、5-7、5-8 與表 5-6、5-7、5-8，圖 5-6 為近紅外光段(IR)、紅光段(R)、綠光段(G)、藍光段(B)的分類成果(方法四)，圖 5-7 為原來四個光波加上常態化差異植生指標 (NDVI) 的分類成果(方法五)，圖 5-8 為原來四個光波加上常態化差異植生指標(NDVI) 及光波波段比值(RVI)的分類成果(方法六)。表 5-6 為原來四個光波誤差矩陣分析表，表 5-7 為原來四個光波加上常態化差異植生指標 (NDVI)的誤差矩陣分析表，表 5-8 為原來四個光波加上常態化

表 5-6 原始影像使用最大概似法分類法誤差矩陣分析

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	8279	0	0	6	24	0	0	0	8309	99.6%
	稻田	0	489	1	32	0	4	4	0	530	92.3%
	樹木	0	13	4029	7	0	122	0	404	4575	65.3%
	道路	0	766	0	2105	71	437	308	0	3687	57.1%
	建築物	0	97	0	1476	3919	68	1335	0	6895	56.8%
	草地	0	139	59	60	2	482	1	17	760	63.4%
	裸露土壤	0	0	0	95	50	0	1853	0	1999	92.7%
	森林	0	3	508	10	2	134	0	9271	9228	93.4%
	合計	8279	1507	4597	3971	4068	1248	3501	9692		
	使用者精度	100%	32.4%	64.4%	55.5%	96.3%	38.6%	52.9%	95.7%		
整體精度：81.4% kappa 指標：77.0% kappa 指標變異數：9.6772e-06											

表 5-7 原始影像加入 NDVI 特徵值使用最大概似法分類法誤差矩陣分析表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	8277	0	0	9	23	0	0	0	8309	99.6%
	稻田	0	502	2	19	0	1	6	0	530	94.7%
	樹木	0	24	4093	8	0	74	0	376	4575	89.5%
	道路	0	876	0	2330	63	162	256	0	3687	63.2%
	建築物	0	110	4	1516	3567	32	1366	0	6895	56.1%
	草地	0	173	74	35	2	448	2	29	760	58.6%
	裸露土壤	0	0	0	87	35	1	1876	0	1999	93.8%
	森林	0	0	665	44	0	105	0	9114	9228	91.8%
	合計	8279	1507	4597	3971	4068	1248	3501	9692		
	使用者精度	100%	29.8%	84.6%	57.6%	96.9%	54.3%	53.5%	95.7%		
整體精度：83.2% kappa 指標：79.6% kappa 指標變異數：7.9978e-06											

表 5-8 原始影像加入 NDVI 及 RVI 特徵值使用最大概似法分類法誤差矩陣分析表

地面參考真值 (reference data)	分類成果 (classification)										
	類別	水	稻田	樹木	道路	建築物	草地	裸露土壤	森林	合計	生產者精度
	水	8286	0	0	9	14	0	0	0	8309	99.7%
	稻田	0	489	12	18	0	0	11	0	530	92.3%
	樹木	0	23	4094	2	0	23	0	433	4575	89.5%
	道路	1	676	3	2490	103	80	334	0	3687	67.5%
	建築物	0	63	9	1317	4061	17	1428	0	6895	58.90%
	草地	0	172	95	29	2	370	2	90	760	48.7%
	裸露土壤	0	0	0	47	26	0	1926	0	1999	96.3%
	森林	0	1	506	23	0	29	0	9369	9228	94.4%
	合計	8287	1424	4719	3935	4206	519	3701	9892		
	使用者精度	99.99%	34.3%	86.8%	63.3%	96.6%	71.3%	52.0%	94.7%		
整體精度：84.7% kappa 指標：81.4% kappa 指標變異數：7.5010e-06											

表 5-9 為不同分類方法之 kappa 指標及其 kappa 指標變異數表

分類方法	kappa 指標	kappa 指標變異數
方法一	0.564	1.18726E-05
方法二	0.566	1.15011E-05
方法三	0.476	1.0757E-05
方法四	0.770	9.6772E-06
方法五	0.796	7.9978E-06
方法六	0.814	7.5010E-06

表 5-10 為不同分類方法比較顯著性測驗的結果

Z-test	方法一	方法二	方法三	方法四	方法五	方法六
方法一		0.414	18.499	44.376	52.046	56.798
方法二			19.076	44.329	52.086	56.892
方法三				65.038	73.891	79.102
方法四					6.184	10.616
方法五						4.572
方法六						

方法一：倒傳遞網路分類法(原始光波)
 方法二：倒傳遞網路分類法(原始光波+NDVI)
 方法三：倒傳遞網路分類法(原始光波+NDVI+RVI)
 方法四：最大概似法(原始光波)
 方法五：最大概似法(原始光波+NDVI)
 方法六：最大概似法(原始光波+NDVI+RVI)

差異植生指標(NDVI)及光波波長比值(RVI)的誤差矩陣分析表。

就整體精度而言，方法六精度最高(84.7%)；而方法四為最低(81.4%)。

5-5 Z-test

以本試區不同分類方法所得之 kappa 值做 Z-test，比較不同分類方法之差異性，表 5-9 為不同分類方法之 kappa 指標及其 kappa 指標變異數，表 5-9 顯示在本研究影像中，原始光波加入 NDVI 及 RVI 應用最大概似法表現最好，而原始光波加入 NDVI 及 RVI 應用倒傳遞類神經網路分類法是六種不同方法中精度表現最差的分類方法。

由表 5-10 的結果顯示方法一對方法二的 Z-test 為(0.414)，未超過門檻值 1.96 (95%信賴區間)，表示兩者沒顯著的差異，似乎意味著採用倒

傳遞類神經網路分類法時，有無加入 NDVI 值來對影像分類並無顯著差異；其餘方法對中，皆表現出有顯著差異，而方法三對方法六的 Z-test 為(79.102)差異性最大，若對照表 5-9，則就本研究實驗數據來說，應用最大概似法，可以得到較佳的成果。

六、結論與建議

1. 本研究所得分類成果以最大概似法較精確，原因為影像類別特徵值符合常態分佈之假設，將來若能以最佳化方法調整倒傳遞類神經網路之各項參數，則可提高其分類正確度。
2. 就本實驗區塊影響而言，常態化差異植生指標(NDVI)對於植物的辨識有相當的助益，使用常態化差異植生指標分類成果，可提高整體精度。
3. 最大概似法與倒傳遞類神經網路分類方法

中，以原來四個光波加上常態化差異植生指標(NDVI) 及光波波段比值(RVI) 使用最大概似法成果最好，kappa 值為 81.42%。

4. 就 z-test 而言，方法一對方法二的 Z-test 為 (0.414)未超過門檻值 1.96 (95% 信賴區間)，表示兩者沒顯著的差異，似乎意味著採用倒傳遞網路分類法時有無加入 NDVI 值來對影像分類並無顯著差異；其餘方法對中，皆表現出有顯著差異，而方法三對方法六的 Z-test 為(79.102)差異性最大。

參考文獻

1. 江良印，「紋理特徵應用於遙測影像判釋之理論研究」國立台灣大學農業工程學系研究所碩士論文，1998。
2. 林錦全，「衛星影像資料於集水區地表覆蓋分類之研究」，台灣大學農業工程學研究所碩士論文，1995。
3. 郭育全，「分散度指標應用於遙測影像分類特徵選取之研究」，台灣大學農業工程學研究所碩士論文，1997。
4. 陳姜琦，「應用衛星遙測於區域蒸發散量之估算」，成功大學水利及海洋工程研究所碩士論文，2002。
5. 陳炫東，「水庫集水區之土地覆蓋判釋-運用衛星影像及地理資訊系統」，台灣大學農業工程研究所碩士論文，1993。
6. 陳益鳳、曾義星，「應用多時段衛星影像辨識水稻田之研究」，航測及遙測季刊，1999。
7. 陳彭述、趙英時，「遙測地學分析」中國文化大學出版部，1992。
8. 黃信茗，「地理資訊系統及衛星影像應用於灌溉計劃之研究」，屏東科技大學土木工程系碩士論文，2001。
9. 楊純明、蘇幕容，「水稻族群值冠反射光譜之分析」，中國農業氣象學，1997。
10. 葉怡成，「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書有限公司，2000。
11. 葉怡成，「應用類神經網路」，儒林圖書有限公司，2002。
12. 雷祖強，「利用 STOP 衛星影像計算地表覆蓋碎形維度之研究」，台灣大學農業工程學研究所碩士論文，1994。
13. 蕭國鑫，「多時遙測光學與雷達資料於水稻田辨釋之研究」，國立交通大學土木工程系碩士論文，1998。
14. Li Chen, Nested Hyper-Rectangle Learning Model for Remote Sensing:Land Cover Classification, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004.
15. Williamson, H. D. "The Discrimination of Irrigated Orchard and Vine Crops Using Remotely Sensed Data", Photogrammetric Engineering and Remotely Sensed Data, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 61, No. 1, pp: 77-82, 1989.

收稿日期：民國 92 年 9 月 3 日

修正日期：民國 93 年 8 月 19 日

接受日期：民國 93 年 8 月 27 日