

衛星影像植生指標優選之研究

黃麗娟⁽¹⁾ 莊智瑋⁽²⁾ 何世華⁽³⁾ 林昭遠⁽⁴⁾

摘要

九二一地震造成台灣中部大面積植生及環境破壞，如何有效快速的監測環境變遷為近年來研究重點，在環境變遷研究中衛星影像波段萃取被廣泛運用於植生地、裸露地的判釋上。本研究係將原始波段加入 NDVI、IPVI、MSAVI 及 CMFI 等四種植生指標並利用監督式倒傳遞類神經網路進行分析優選最佳植生指標。結果顯示整體精度及 Kappa 值皆以 CMFI 較高，其次為 NDVI，最差為原始波段，在研究過程中雖以 CMFI 有較高判釋效果，但 Kappa 值仍僅 0.677，原因係受採用之衛星影像空間解析度不佳影響所致。建議可加入紋理分析、DTM 及航拍影像等，以提升精確度。

（**關鍵詞**：倒傳遞類神經網路、植生指標、影像判釋）

Selection of Optimum Vegetation Index from SPOT Satellite Image

Lin-Chuan Huang⁽¹⁾, Chi-Wei Chuang⁽²⁾, Shi-Hua Ho⁽³⁾, Chao-Yuan Lin⁽⁴⁾

Graduate Student, Professor, Department of Soil and Water Conservation,

National Chung-Hsing University, Taichung 402, Taiwan, R.O.C..

ABSTRACT

A very severe vegetation and environment destruction in central Taiwan was caused by the 921 earthquake in 1999. Effective and fast monitor the change of environmental restoration is important. This study focuses on the selection of optimum vegetation index (NDVI, IPVI, MSAVI and CMFI) derived from SPOT satellite image by using supervised back propagation neural network. The results show that the best combination is original bands plus CMFI and the worst combination is original bands in overall accuracy and Kappa coefficient. The performance of

-
- (1) 國立中興大學水土保持學系碩士研究生
 - (2) 國立中興大學水土保持學系博士班研究生
 - (3) 國立中興大學水土保持學系博士班研究生
 - (4) 國立中興大學水土保持學系教授

classification derived from the original bands plus CMFI has the best interpretation. However the Kappa value is only 0.677, the reason can be explained as the poor spatial resolution of the chosen image. Texture analysis, digital terrain model, and airphoto are extremely recommended to have higher accuracy in image classification.

(**Keywords** : Back Propagation Neural Network, Vegetation Index, Image Classification)

前言

九二一地震造成中部地區多處崩塌，以台中縣谷關至德基水庫下游處、南投縣九九峰及九份二山最為嚴重；其中九九峰鄰近南投縣草屯鎮及為縣內重要觀光景點，因此，如何快速復育及監測，實乃所需。而衛星影像易受大氣輻射、土壤水分含量等因素影響，故國內外紛紛提出不同植生指標以修正其誤差，如DVI、RVI、MSAVI、NDVI、IPVI等。因此，本研究利用法國SPOT衛星影像及倒傳遞類神經網路，並配合多種不同植生指標進行影像判釋，探討不同植生指標於影像判釋上之精確性，以供日後於植生復育監測或植生變遷之參考。

研究試區

本研究以九二一地震後土石崩塌嚴重之九九峰地區為研究試區（圖1）；九九峰位於烏溪北岸，地處南投縣及台中縣交界，行政區域分屬南投縣草屯鎮、國姓鄉及台中縣霧峰鄉、太平市等。地質屬更新世頭料山層上部之火炎山礫石層，因礫石層透水性良好，乾燥時膠結緊密堅硬，雨季時則易受雨水侵蝕下切，造成九九峰許多尖銳山峰與深溝。植被部分，受到地形陡峭乾燥影響，植物社

會組成簡單，以台灣蘆竹為主，僅於緩坡、稜線或坡腳處，才有台灣五葉松及台灣二葉松等木本植物出現。（林昭遠等，2001）

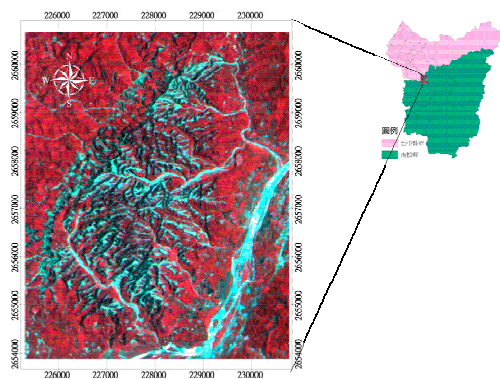


圖 1 . 研究試區圖

Figure 1 . Site of the study area

材料與方法

(一)研究流程

研究流程圖如圖 2 所示。首先蒐集試區內之衛星影像，並進行植生指標計算，將所推求植生指標與原始影像進行波段合併，建立影像資料庫，供後續訓練樣本選取及判釋使用。利用 Erdas Imagine 軟體分別選取植被、裸露地及水域三類，將選取樣本進行合併供倒傳遞類神經網路使用，帶入倒傳遞類神經網路進行訓練時，當網路非收斂則重新訓練，直到收斂；最後帶入合併後影像進行驗證網路，並進行精確性評估，以探討於影像判釋上之最佳植生指標。

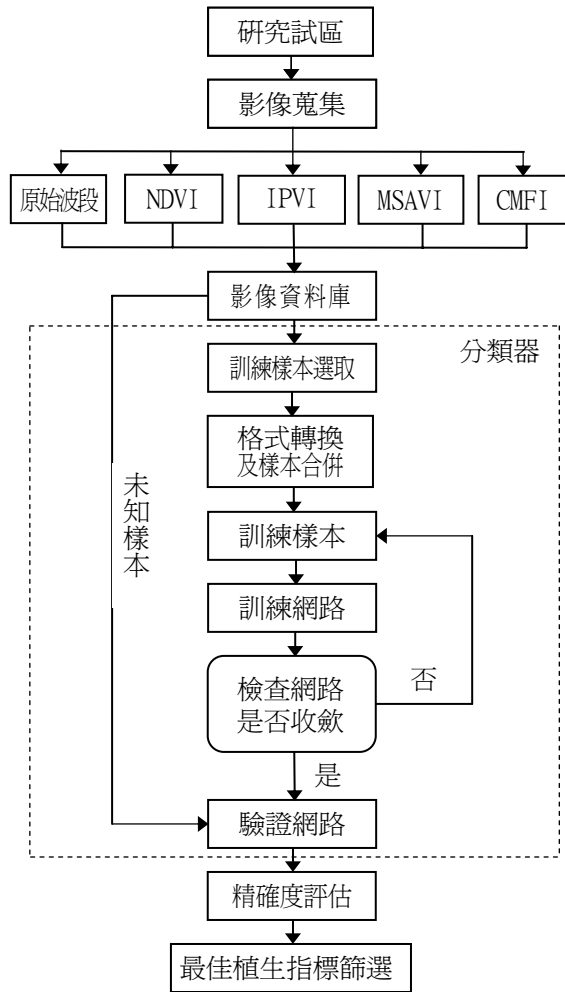


圖 2 . 研究流程圖

Figure 2 . Flow chart of the study

(二)研究材料

由於各種物體對於反射有不同的效果，以SPOT衛星影像而言，紅光段對於植生有較佳的反應，因此可應用於森林與農作物及土壤之間的相互對比，並清楚地反映出其與地面建物之差異性。而綠光段則對於水體有穿透力，可用來監測水庫水質與海洋污染狀況等。本研究選購自中央大學太空遙測中心之法國SPOT衛星影像 (Level 10)，其拍攝日期為2001年7月2日 (圖3)。

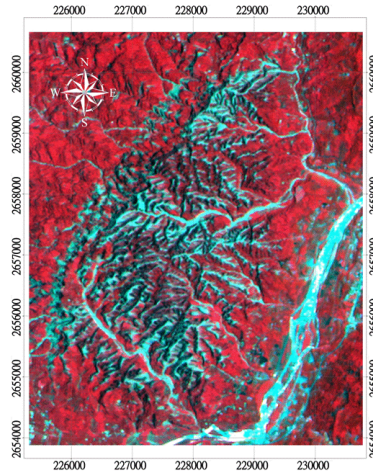


圖 3 . 研究地區 SPOT 衛星影像 (2001/07/02)

Figure 3 . The SPOT image of study area (2001/07/02)

(三)分析方法

1. 植生指標 (Vegetation Index ; VI)

(1) Normalized difference vegetation index (NDVI)

Rouse et al. (1973)第一次提出NDVI 的概念，NDVI 的定義為近紅外光波段與紅光段的差值除以兩者之和 (Elvidge & Chen, 1995)。NDVI 的數值分布在 -1至1 之間，對於有植被分布的地方來說，會有比較高的NDVI 值，因為有植被分布的地方具有較高的近紅外光段反射與較低的紅光段反射，如果是在植被分布密集的地方，NDVI 的數值在 0.1 到0.6 之間變動，其數值取決於植物頂部的密度與綠度。土壤與岩石會產生近乎於0的數值，因為這兩者在紅光段與近紅外光段的數值相近，水、雲與雪會有數值比近紅外光段較高的紅光段，所以會產生負值。

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

式中，NIR，近紅外光；R，紅外光。

(2) Infrared percentage vegetation index (IPVI)

Crippen (1990)第一次提出IPVI 的概念，希望能用這個指數減少運算NDVI 的時間，因為IPVI 跟NDVI 之間存在有線性關係，所以可用來替代NDVI。其公式如下。

$$IPVI = \frac{NIR}{NIR + R} = \frac{1}{2} \left(\frac{NIR - R}{NIR + R} + 1 \right)$$

式中，NIR，近紅外光；R，紅外光。

因此，Crippen 認為IPVI 的優點在於減少不必要的計算，並且避免不方便的負值。此外，IPVI 的數值介於0 和1 之間又可避免NDVI 的負值，是Crippen提出這個指數時強調的另一個優點。

(3) Modified Soil adjusted vegetation index (MSAVI)

Qi et al. (1994) 提出了MSAVI 的概念，SAVI 是MSAVI 的前身。若要求得SAVI的最佳計算結果，則土壤調整因子(L) 必須隨著植被目前的狀態反向地變動其數值。

對於大多缺乏實際地面資料的地區而言，是不容易以SAVI 來進行計算的。在MSAVI 中，雖於方程式中沒有出現土壤調整因子(L)，但有使用疊代L方程在其中，會自我調整到最佳狀態。因此MSAVI可以直接從衛星影像資料或近地面光譜輻射觀測資料得到，對於從衛星影像直接求解區域中的植被指數較為方便又可以消除土壤的影響。此外，MSAVI可減小SAVI 中裸土對植被指數的影響(田慶久、閻祥軍，1998)。

$$MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$$

式中，NIR，近紅外光；R，紅外光。

(4) Cropping management factor index (CMFI)

SPOT衛星影像感測器所接收的波段為綠光、紅光及近紅外光，且綠色植物具有吸收藍光、紅光及強烈反射紅外光之特性，利用此原理可計算常態化差異植生指標(NDVI)。其值介於-1~1之間，NDVI小於零，屬非植生之雲層、水域及陰影等；值愈大時，代表地表植物生育愈旺盛、植被覆蓋佳(Burgan and Hartford, 1993)。為配合作物及管理因子(C)之合理值域(0~1)，即當植生覆蓋愈差，所對應之土壤覆蓋因子愈大的條件下。將其線性反向配置為作物及管理因子指標(CMFI)，CMFI除具有IPVI之優點外，更可解決先前USLE以集塊體推估使用上之缺失。其公式為：

$$CMFI = \frac{R}{NIR + R} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{NIR - R}{NIR + R} \right)$$

式中，NIR，近紅外光；R，紅外光。

2.倒傳遞類神經網路(BPNN)

本研究採以人工智慧中之監督式倒傳遞類神經網路進行分析探討，其演算步驟可分為二大部分：一為將input data分類為training 和 test 兩類。二為選擇相關輸入變數，再針對問題予以建模、訓練及最適化。將所得結果結合統計軟體更進一步探討，期有效分出其關連性。倒傳遞類神經網路基本架構及運作流程如下。

倒傳遞類神經網路的結構(圖4)分為三層：分別為輸入層(input layer)、隱藏層(hidden layer)、輸出層(output layer)。其中輸入層的神經元數目即為輸入變數的個

數；隱藏層的層數與神經元的個數視問題複雜性而有所調整，並無一定的層數或個數，一般多採以（輸入層+輸出層）/2；輸出層神經元數即為輸出變數的個數。運算基本原理中主要是利用最陡坡降法（the gradient steepest descent method）的觀念，將誤差函數值予以最小化，目的為降低輸出單元實際輸出值與目標輸出值間的差距（葉怡成，2003）。而倒傳遞類神經網路運作流程共可分為兩階段，一為學習階段，另一為回想階段。

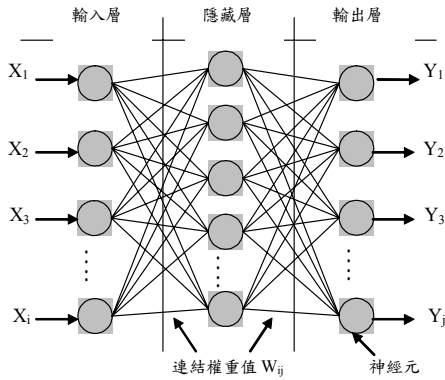


圖 4. 倒傳遞類神經網路架構圖

Figure 4. The structure of neural network

(1) 學習階段：

a. 計算輸出變數

$$net = \sum W * X - \theta ,$$

$$Y = f(net) = \frac{1}{1 + \exp^{-net}} ,$$

式中，W是各節點間權重值，X是輸入值， θ 是閾值，net是淨值，f是轉換函數，Y是輸出值。

b. 誤差函數值

$$E = \frac{1}{2} \sum (T - Y)^2 ,$$

式中，E是誤差函數值，T是目標值。

c. 計算權重修正量

$$W^{n+1} = W^n + \alpha * \Delta W ,$$

$$\theta^{n+1} = \theta^n + \alpha * \Delta \theta ,$$

式中， α 是慣性項。

d. 重複步驟a~c直到符合下列之一項條件。

- (a) 誤差函數值 E 收斂；
- (b) 達到設定目標值；
- (c) 重複執行到一定次數。

(2) 回想階段：

- a. 輸入全區資料，
- b. 計算並輸出各點回想值。

3. 精確度評估

一般精確度評估的方法常見有四種，分別為整體精度（Overall Accuracy）、生產者精度（producer's Accuracy）使用者精度（User's Accuracy）及Kappa係數。精確度評估各項說明如下：

(1) 整體精度

最簡單的整體描述法，對角之樣點數目總和除以所有樣點數目的總和，由於已考慮到每個類別相對的權重關係，所以整體精度具較客觀性，公式如下：

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

式中 n 為分類矩陣之列數， X_{ii} 為分類矩

陣中欄列對角之樣點數目， X_{ij} 為分類矩陣中

第*i*列第*j*行之樣點數目。

(2) 生產者精度

生產者精度針對單一類別的精度表示。採用任一類別中，分類正確的樣點數目除以參考資料中屬於此一類別的樣點數目總和，公式如下：

$$Producer's Accuracy = \frac{X_{ii}}{\sum X_{i+}} \times 100\%$$

式中 X_{ii} 為分類矩陣中欄列對角之樣點數目， X_{i+} 為分類矩陣中第 *i* 列之全部樣點數目。

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，另一相同的意義即為漏授誤差 (Omission Error)；漏授表示已知類別被遺漏而歸類到其他類別，公式定義為：

$$漏授(OE) = 1 - Producer's Accuracy$$

(3) 使用者精度

使用者精度和生產者精度都是針對單一類別的精度表示。採用任一類別中分類正確的樣點數目除以分類後被歸為此種類別的樣點數目總和，公式如下：

$$User's Accuracy = \frac{X_{ii}}{\sum X_{+i}} \times 100\%$$

式中 X_{ii} 為分類矩陣中欄列對角之樣點數目， X_{+i} 為分類矩陣中第*i*行之樣點數目， N 為全部樣點數目。

表示地面覆蓋物經分類後，類別被正確歸類的機率；另一個相似意義的是誤授，誤授(Commission Error)，表示分類後之類別

被錯誤分類的百分比。其公式為：

$$誤授(CE) = 1 - User's Accuracy$$

(4) Kappa 係數

Kappa係數於1960年由Cohen提出，用以表示分類結果與地面參考真值相近程度，後來被廣泛地應用於遙測影像分類的精度評估，Kappa係數所表示為分類成果與完全隨機分類比較下，其所減少錯誤的百分比。一般而言，Kappa係數介於0~1間，Kappa係數愈大表示兩者接近度愈大。其公式如下 (Congalton, 1991)：

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n (X_{i+} \times X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (X_{i+} \times X_{+i})} \times 100\%$$

式中 n 為分類矩陣之列數， X_{ii} 為分類矩陣中欄列對角線之樣點數目， X_{i+} 、 X_{+i} 為分類矩陣中各欄及各列之樣點數目， N 為全部樣點數目。

結果與討論

(一) 影像分類成果

以原始波段加入CMFI所得結果最佳，NDVI次之，以原始波段最差，其整體精度分別為80.80%、78.80%及46.40；Kappa值分別為0.6770、0.6283及0.2680 (表1~表5)。分類結果如圖5~圖9所示。

在原始波段影像分類圖中 (圖5)，僅分類出植被及水域二種，裸露地則為無法分類，可能因本研究所採用之衛星影像空間解

析度為20M X 20M，故當單一像元位於分類類別臨近處時，因可能涵蓋彼此間資訊，以致造成分類錯誤。

而MSAVI為SAVI之修正式，主要為土壤因子資料取得不易，改以利用疊代L方程在其中，可能因模式建立區域不同，導致計算出之植生指標效果不佳所致。

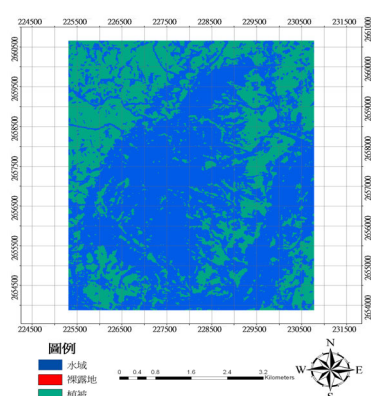


圖 5 . 原始波段影像分類圖

Figure 5 . Image classification derived from original bands.

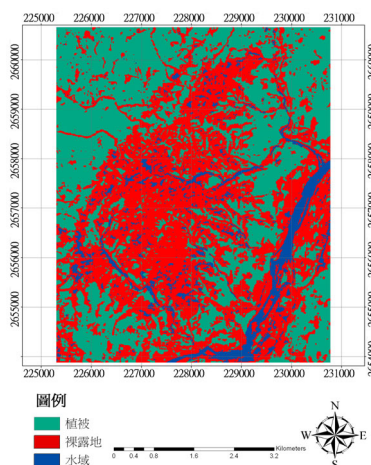


圖 6 . 原始波段加入 NDVI 影像分類圖

Figure 6 . Image classification derived from original bands plus NDVI.

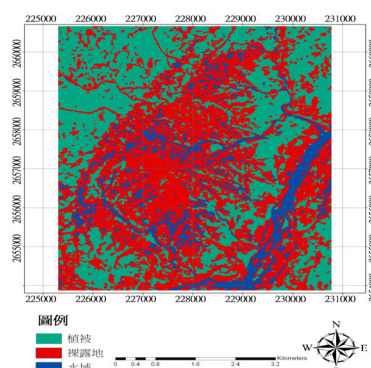


圖 7 . 原始波段加入 IPVI 影像分類圖

Figure 7 . Image classification derived from original bands plus IPVI.

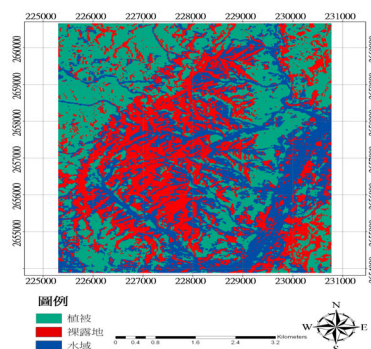


圖 8 . 原始波段加入 MSAVI 影像分類圖

Figure 8 . Image classification derived from original bands plus MSAVI.

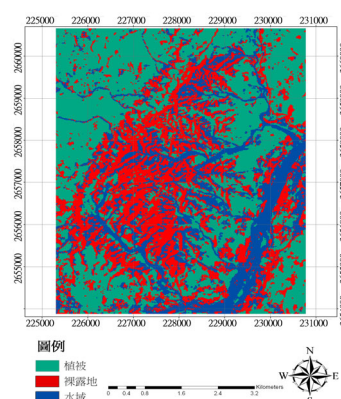


圖 9 . 原始波段加入 CMFI 影像分類圖

Figure 9 . Image classification derived from original bands plus CMFI.

表 1 . 倒傳遞類神經網路分類之誤差矩陣 (原始波段)

Table 1 . Error matrix of BPNN classification. (original bands)

地表覆蓋	植被	裸露地	水域	使用者精度	誤授
植被	94	2	0	97.92%	2.08%
裸露地	0	0	0	—	—
水域	45	87	22	14.29%	85.71%
生產者精度	67.63%	—	100.00%	(整體精度= 46.40%)	
漏授	32.37%	—	0%	(Kappa 係數 = 0.2680)	

註：樣本數 N=250，—為無法分類

表 2 . 倒傳遞類神經網路分類之誤差矩陣 (原始波段加入 NDVI)

Table 2 . Error matrix of BPNN classification. (original bands plus NDVI)

地表覆蓋	植被	裸露地	水域	使用者精度	誤授
植被	117	3	0	97.50%	2.50%
裸露地	32	67	11	60.91%	39.09%
水域	2	5	13	65.00%	35.00%
生產者精度	77.48%	89.33%	54.17%	(整體精度= 78.80%)	
漏授	22.52%	10.68%	45.83%	(Kappa 係數 = 0.6283)	

註：樣本數 N=250

表 3 . 倒傳遞類神經網路分類之誤差矩陣 (原始波段加入 IPVI)

Table 3 . Error matrix of BPNN classification. (original bands plus IPVI)

地表覆蓋	植被	裸露地	水域	使用者精度	誤授
植被	100	0	0	100.00%	0.00%
裸露地	48	61	9	51.69%	48.31%
水域	3	14	15	46.88%	53.12%
生產者精度	66.23%	81.33%	62.50%	(整體精度= 70.40%)	
漏授	33.77%	18.67%	37.50%	(Kappa 係數 = 0.5103)	

註：樣本數 N=250

表 4 . 倒傳遞類神經網路分類之誤差矩陣（原始波段加入 MSAVI）

Table 4 . Error matrix of BPNN classification. (original bands plus MSAVI)

地表覆蓋	植被	裸露地	水域	使用者精度	誤授
植被	100	0	0	100.00%	0.00%
裸露地	22	50	5	64.94%	35.06%
水域	29	25	19	26.03%	73.97%
生產者精度	66.23%	66.67%	79.17%	(整體精度= 67.60%)	
漏授	33.77%	33.33%	20.83%	(Kappa 係數 = 0.4921)	

註：樣本數 N=250

表 5 . 倒傳遞類神經網路分類之誤差矩陣（原始波段加入 CMFI）

Table 5 . Error matrix of BPNN classification. (original bands plus CMFI)

地表覆蓋	植被	裸露地	水域	使用者精度	誤授
植被	155	6	0	96.27%	3.73%
裸露地	9	76	0	89.41%	10.59%
水域	0	0	4	100.00%	0.00%
生產者精度	94.51%	92.68%	100.00%	(整體精度= 80.80%)	
漏授	5.49%	7.32%	0.00%	(Kappa 係數 = 0.6770)	

註：樣本數 N=250

另IPVI及CMFI均利用常態化差異植生指標 (NDVI) 經由線性反差加以求得，其中IPVI中，植被覆蓋愈佳，其值愈趨近於1，而CMFI則反之；因倒傳遞類神經網路於計算中屬黑盒模式，原理乃藉由一群資料中萃取出有效權重進行分類，本研究除以植生指標進行分析外，更加入原始波段一同分析，因此可能受原始波段影響，以致以原始波段加入CMFI效果較佳。

NDVI及CMFI中，因水域與裸露地波段相近，易受彼此干擾，本研究發現，NDVI於水域誤判為裸露地及裸露地誤判為水域共16個

(11+5)，較CMFI為高，另在植被判釋部分亦較CMFI差（表2、表5），故CMFI於此混和像元判釋較優於NDVI。

（二）精確度評估

1. 使用者精度

四種植生指標於植被部分均有不錯判釋結果，最大誤授僅3.73%(CMFI)，其次為2.50%(NDVI)，原始波段亦有2.08%；但於水域及裸露地則僅以CMFI較佳，因CMFI搭配原始波段於倒傳遞類神經網路可能對混合像元具有較佳判釋效果；而NDVI及IPVI兩者誤授比例相當，其原因可能為IPVI乃經由NDVI線性反

差而得；而MSAVI則以水域誤授較為嚴重，亦達73.97%。原始波段在裸露地中則為無法分類，水域為誤授最嚴重，高達85.71%。

2.生產者精度

裸露地及水域漏授主要集中於裸露地誤判為水域及水域誤判為裸露地，主要因水域與裸露地波段相近而致；而植被誤判部分，除MSAVI，其餘皆以誤判為裸露地居多，因九九峰由許多尖銳山峰與深溝所組合而成，本研究所採用之空間解析度為20M X 20M，可能係受空間解析度問題之影響，導致判釋之誤差。

3.整體精度及 Kappa 係數

整體精度由於已考慮到每個類別相對的權重關係，故具較客觀性；而Kappa係數因考量誤、漏授間關係，目前已與整體精度同為遙測影像分類精確度評估指標之一。分析結果顯示，整體精度及Kappa係數均以CMFI較高，其次為NDVI，最差為原始波段。(圖10及圖11)。

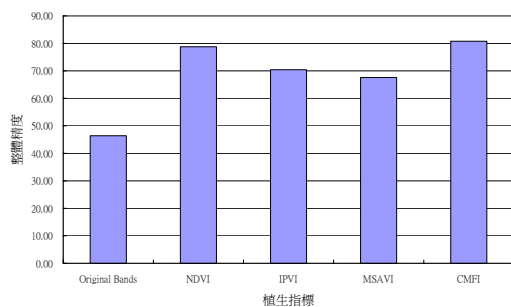


圖 10 . 整體精度比較圖

Figure 10 . Overall accuracy of each vegetation index.

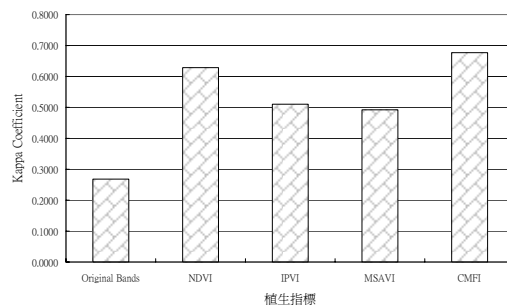


圖 11 . Kappa 係數比較圖

Figure 11 . Kappa value of each vegetation index.

(三) 倒傳遞類神經網路訓練收斂情形

倒傳遞類神經網路學習次數設定為6000次，而訓練樣本在訓練網路中之收斂情形，可由誤差函數或誤差均方根之收斂圖來判斷，本研究以誤差函數之收斂情形來表示(圖12~圖16)。訓練網路的學習次數為6000次，除NDVI外(5000次)，其餘學習次數約為1500次，顯示研究區域不同地表覆蓋之光譜值域重疊性較低。因此，往後該地區在進行網路學習時，可以5000 次的學習循環作為基準，以節省訓練網路的時間。

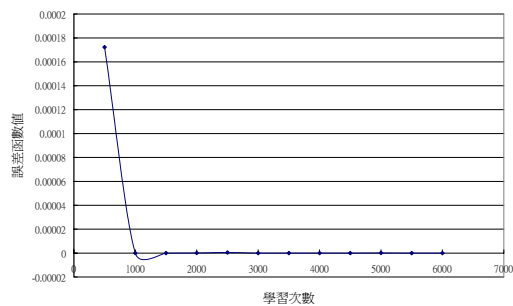


圖 12 . 倒傳遞類神經網路訓練樣本收斂情形(原始波段)

Figure 12 . Convergence of training sample (original bands).

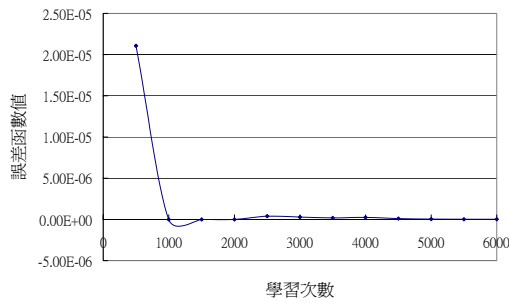


圖 13 . 倒傳遞類神經網路訓練樣本收斂情形(原始波段加入NDVI)

Figure 13 . Convergence of training sample (original bands plus NDVI).

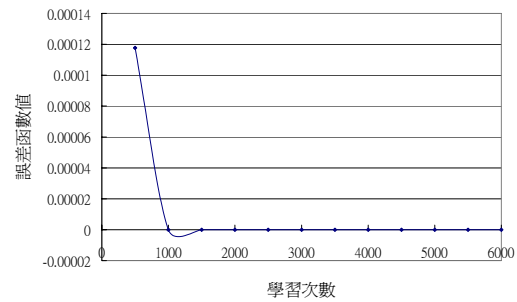


圖 16 . 倒傳遞類神經網路訓練樣本收斂情形(原始波段加入CMFI)

Figure 16 . Convergence of training sample (original bands plus CMFI).

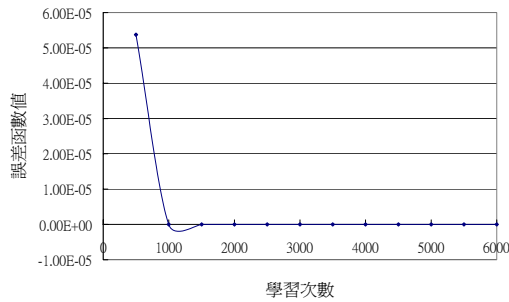


圖 14 . 倒傳遞類神經網路訓練樣本收斂情形(原始波段加入IPVI)

Figure 14 . Convergence of training sample (original bands plus IPVI).

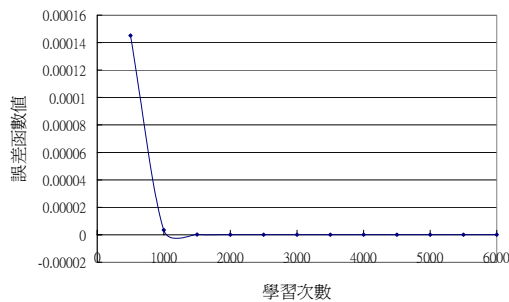


圖 15 . 倒傳遞類神經網路訓練樣本收斂情形(原始波段加入MSAVI)

Figure 15 . Convergence of training sample (original bands plus MSAVI).

結論

以植生指標與倒傳遞類神經網路對九九峰的SPOT衛星影像進行研究，探討影像上植被判釋的最佳植生指標。結果顯示整體精度及Kappa係數，皆以CMFI較高，其次為NDVI，最差為原始波段。整體精度分別為80.80%、78.80%及46.40%；Kappa係數分別為0.6770、0.6283及0.2680。

在各植生指標探討中，IPVI及CMFI均由NDVI線性轉換求得，搭配倒傳遞類神經網路分析顯示，CMFI搭配倒傳遞類神經網路對混合像元具有較佳判釋結果。而MSAVI為SAVI之修正式，主要為土壤因子資料取得不易，改以利用疊代L因子進行計算，可能因模式建立區域不同，導致計算出之植生指標效果不佳所致。

精確度評估部分，因九九峰由許多尖銳山峰與深溝所組合而成，本研究所採用之空間解析度為20M X 20M，故受空間解析度問題之影響，單一網格內易為植被、裸露地及水域之混合，導致判釋不佳，以CMFI搭配倒傳

遞類神經網路為最佳，但Kappa係數僅有0.6770，建議可加入紋理分析、DTM及航拍影像等，以提升精確度。

誌謝

本文承國科會NSC 95-2625-Z-005-004-計劃之支持，作者在此表達謝意。

引用文獻

1. 田慶久、閻祥軍（1998）「植被指數研究進展」，地球科學進展，13(4):327-333。
2. 林昭遠、吳瑞鵬、林文賜（2001）「921震災崩場地植生復育監測與評估」，中華水土保持學報，32（1）：59-66。
3. 葉怡成（2003）「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書有限公司。
4. Burgan, R.E. and R.A. Hartford（1993）“Monitoring vegetation greenness with satellite data,” USDA Forest Service Intermountain Research Station General Technical Report INT-297.
5. Cohen,（1960）“A Coefficient of Agreement for Nominal Scales,” Educ. Psychol. Measurement.
6. Congalton, R. G.（1991）“A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data,” Remote Sensing of Environment, 37 : 35-46.
7. Crippen, R.E.（1990）“Calculating the vegetation index faster,” Remote Sensing of Environment, 34 : 71-73.
8. Elvidge, C.D. and Z. Chen（1995）“Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices,” Remote sensing of environment, 54 : 38-48.
9. Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Derr, Y.H., and Sorooshian, S（1994）“A modified soil adjusted vegetation index,” Remote Sensing of Environment, 48（2）：119-126.
10. Rouse, J.W., Jr. R.H. Haas, J.A. Schell and D.W. Deering.（1973）“Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Prog. Rep.” RSC 1978-1. Remote Sensing Cent., Texas A&M Univ., College Station.

97 年 01 月 06 日 收稿

97 年 01 月 25 日 修改

97 年 01 月 29 日 接受