

利用紋理因子改善影像分類準確度之研究

莊智瑋⁽¹⁾ 林昭遠⁽²⁾ 陳正湘⁽³⁾

摘要

近年來科技日益進步，多光譜及高空間解析影像取得容易，對於環境變遷、災害監測及土地利用分類等應用已普遍備受重視，傳統影像分類乃利用影像灰階值之差異進行歸類，但影像上除影像灰階值之差異外更有紋理上之不同，一般紋理計算以灰階共生矩陣最為常見。因此，本研究以九份二山為研究樣區，除採用傳統之影像灰階值差異進行分類外，更加入 6 種紋理因子及不同移動視窗進行探討，探究不同組合方式對影像分類精確度之差異。結果顯示，以原始波段加入植生指標及 3X3 移動視窗所得分類結果最佳；在移動視窗大小部分，發現原始波段加入移動視窗愈大之紋理影像，精確度卻逐漸降低，可能係移動視窗愈大雜訊愈多所致。研究所得結果可供未來進行影像分類之參考。

(**關鍵詞**：紋理因子、影像分類、影像灰階值、灰階共生矩陣、移動視窗、植生指標)

A Study of the Accuracy Improvement for Image Classification Using Texture Factors

Chin-Wei Chuan ⁽¹⁾

Graduate Student, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C..

Chao-Yuan Lin ⁽²⁾

Professor, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C.

Cheng-Hsiang Chen ⁽³⁾

Graduate Student, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C..

Abstract

(1) 國立中興大學水土保持學系博士班研究生

(2) 國立中興大學水土保持學系教授

(3) 國立中興大學水土保持學系博士班研究生

Science and technology is rapidly progressive in recent years. Multiple spectrum and high resolution image are commonly used in the study of environmental change, hazard monitor and land use classification. The spatial distribution of an image's spectrum is not only different in gray value but also in texture. Gray Level Co-occurrence Matrix can be used for texture calculation, therefore; this study is focused on using the traditional image classification couples with six texture factors and different moving window size to discuss the effect of accuracy improvement in the study area of Chiufenershan. The result shows that the combination of original bands, vegetation index and texture factors with 3X3 moving window size having the best performance in land cover classification. For the moving window treatment, noise will significantly decrease the accuracy of classification due to increasing the window size. The results of this study can be as the reference for land cover classification.

(Keyword): Texture factors, Image classification, Image gray level, GLCM, Moving window, Vegetation index)

壹、前言

隨著科技日新月異，軟硬體之迅速進步，傳統土地利用調查已不敷所需，近年來更因遙測資料取得容易，逐漸取代傳統之調查方式，但影像分類技術眾多，一般可分為監督式分類及非監督式分類，監督式分類以最大概似法及倒傳遞類神經網路最為常見；非監督式分類則以 ISODAT 法及模糊群集分類為代表。

影像分類多採以原始波段加入植生指標（如 NDVI、VI、SAVI、MSAVI、DVI、RVI），黃麗娟（2006）以不同植生指標進行影像分類，探討其對影像分類上之差異，黃筱梅（2001）利用多種不同植生指標進行植生變遷之研究；黃凱易等（1997）使用植生指標法及主成份分析法進行東勢林區大甲溪事業區之林地進行被覆變遷偵測。林昭遠等（2001）則利用不同時期衛星影像之 NDVI 差值，進行崩塌地植生監測與評估，提出植生復育率（VRR），可量化檢測崩塌地植生恢

復情形。

雖加入植生指標可提升影像分類精確度，但植生指標僅用於區隔影像中植生與非植生區位，但影像上不同土地類別具其紋理特性。本研究以九份二山為研究試區，以原始影像加入紋理因子進行分類，探討其對影像分類精確度之優劣，供日後使用紋理因子於影像分類之參考。

貳、研究試區

一、試區概述

九份二山位於南投縣國姓鄉崁斗山山麓一帶，韭菜湖溪自南往北於崩塌處與支流澀仔坑溪匯流，匯流處已被土石掩埋。長石巷地區崩塌範圍北起太平角海拔 650 公尺至崁斗山南稜海拔 1040 公尺，沿順向坡向東南崩塌，南屆韭菜湖溪海拔 530 公尺，東起崁斗山南稜，西迄中興橋前，全區呈西北向東南傾斜約 28 度（圖 1）。

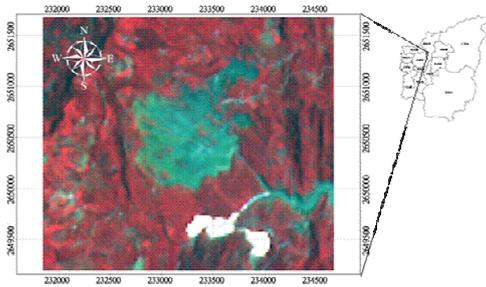


圖 1 研究區域位置圖

Figure. 1 Site of the study area

二、研究流程

首先對研究試區內影像蒐集及文獻回顧，影像包含衛星影像及航拍影像（供地真使用），文獻部分包含影像分類技術及相關植生指標或紋理因子之探討；將所蒐集之衛星影像進行植生指標及紋理因子計算，其中紋理因子分別採用 3X3、5X5 及 7X7 三種視窗大小進行分析，並採用主成份分析法萃取 95% 以上之資訊供後續影像分類使用；最後採用不同組合所得之影像利用最大概似法進行影像分類並進行精確度評估，以探討利用不同組合及紋理因子對影像分類精確度之差異。研究流程如圖 2 所示。

三、材料

購自中央大學太空及遙測研究中心，為法國 SPOT level 10 之衛星影像，用以進行影像分類使用，日期為 2004/7/12（圖 3）；並蒐集與該時期相近之航拍影像作為精確度評估之地真使用，日期為 2007 年 7 月（圖 4）。

參、材料與方法

一、植生指標

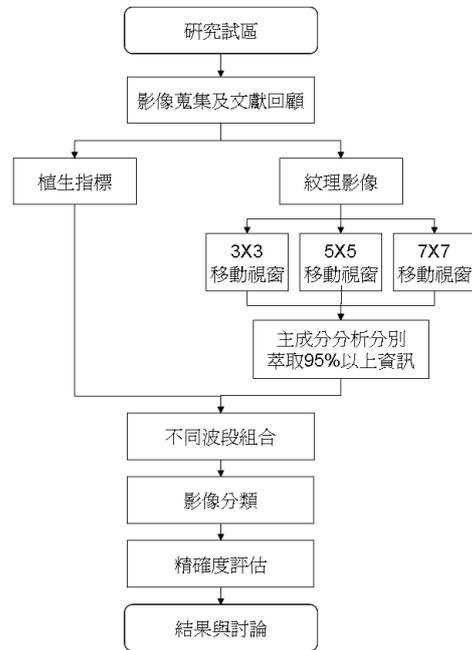


圖 2 研究流程

Figure. 2 Flow chart of the study

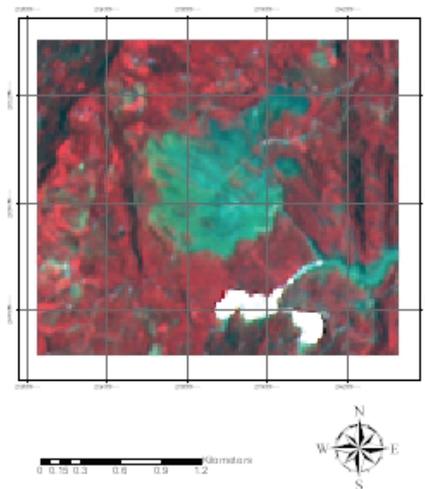


圖 3 研究地區 SPOT 影像 (2004/07/12)

Figure. 3 SPOT image of the study area (2004/07/12)

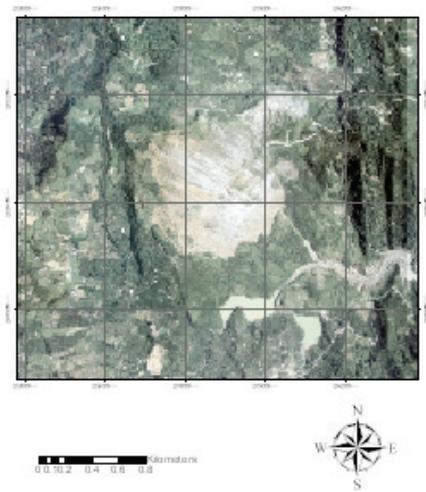


圖 4 研究地區航照圖 (2004/07)

Figure. 4 Aerial photo of the study area (2004/07)

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 與 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 (Crop Management Factor Index, 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。黃麗娟 (2006) 以不同植生指標於影像分類之探討，發現 CMFI 具有較佳分類結果，故本研究採用之。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，紅光。

二、紋理因子

紋理分析為二階的統計量，且在 Julesz (1975) 實驗中指出，人類的視覺系統適合二階的統計量。以數學描述的方式對於十四項紋理特徵值運算以進行分類辨識。Thmura 等人 (1978) 針對十六種典型的自然紋理影像，比較人類視覺與紋理分析技術在影像內容結構，發現兩者具很高相關性，並指出可用紋理原理妥確地分辨於自然影像。Marceau (1990) 亦指出，紋理影像能夠輕易的與光譜資料結合使用，其不僅可提供所需之空間資訊，且相容於傳統多光譜分類所使用之機率模型。有鑑於此，應可證明紋理對於影像判釋應有一定的幫助。而紋理分析理論眾多，如 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)、SGLDM、NGLDM 等方法皆有學者運用，亦有不少研究試圖找出其紋理特徵因子之最佳組合。而紋理分析方法之選用，依據個人研究資料內容，自行決定其方法。本研究採用較為常見之 GLCM 及六種紋理因子進行分析。

(一) GLCM 基本定義

1. 假設一影像 Z 之灰階值介於 m 與 n 之間。
2. 在決定像元對間的位移向量 (d,θ) 後 (其中 d 為距離，θ 為方向) (如圖 5)，再根據此一向量計算出其共生矩陣 (Co-occurrence Matrix)。

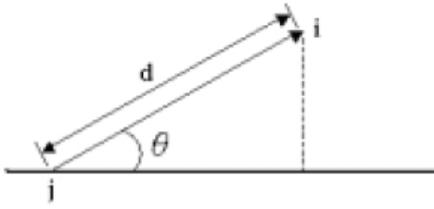


圖 5 位移向量

Figure. 5 Displacement vector between gray values.

3. 共生矩陣

$P_{ij}(d, \theta)$ 為灰階值 i 的像元位於灰階值為 j 的像元之相對位置 (d, θ) 上之次數。若影像灰階值之範圍為 $0 \sim N$ ，則 $P_{ij}(d, \theta)$ 矩陣之維度為 $(N+1) \times (N+1)$ 。以圖 6 之樣本影像灰階值為例，若像元之灰階值範圍為 $0 \sim 3$ (即 $0 \leq i, j \leq 3$)，則可統計得其 θ 為零之頻率矩陣 (圖 7)。

4. 灰階共生矩陣 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)

$$C_{ij}(d, \theta) = \frac{P_{ij}(d, \theta)}{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N P_{ij}(d, \theta)}$$

其中 $C_{ij}(d, \theta)$ 為灰階共生矩陣。

表示影像中灰階值 i 與 j 出現在相對位置 (d, θ) 的聯合機率 (joint probability)，可供進行各項紋理特徵值之計算。圖 8 影像之灰階共生矩陣，可由圖 7 之頻率矩陣計算而得。

在 $P_{ij}(d, \theta)$ 矩陣中，靠近對角線中心的元素表示其灰階值相近，反之越遠離對角線的元素其灰階值的差異越大。而透過各種不同的位

移向量 (d, θ) ，使得 $C_{ij}(d, \theta)$ 矩陣能提供許多有關影像中的灰階值空間分佈情形的資訊。

y(col)	0	0	2	1
	0	1	2	2
	1	2	1	3
	3	2	3	3
x(row)				

圖 6 樣本影像灰階值

Figure. 6 Gary values of the sample image.

	j:0	1	2	3
i:0	1	1	1	0
1	0	0	2	1
2	0	2	1	1
3	0	0	1	1

圖 7 $\theta=0$ 之頻率矩陣

Figure. 7 Frequency matrix for zero direction ($\theta=0$).

	J:0	1	2	3
i:0	1/12	1/12	1/12	0
1	0	0	2/12	1/12
2	0	2/12	1/12	1/12
3	0	0	1/12	1/12

圖 8 灰階共伴隨矩陣

Fig. 8 Gray Level Co-occurrence Matrix.

5. 平均方向矩陣

在概念上，紋理的基本組成成分是由四個與紋理特徵推導緊密相關方向來量測，如圖 9 所示。在紋理分析的過程中，若紋理的方向不是很重要，則我們通常會以各個方向的平均方向矩陣來取代單一方向矩陣。

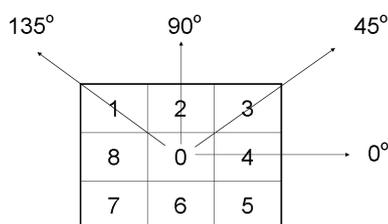


圖 9 3x3 視窗中心與八鄰域像元之編碼
Figure. 9 Codes for center and the eight neighboring pixels of the moving window.

(二) GLCM 量化

1. 能量(Energy, Ene)

$$Ene = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N C_{ij}$$

或稱為角二次矩 (Angular Second Moment, ASM) 或是一致性 (Uniformity)，乃是用來度量紋理的一致性或均勻性，影像之紋理越均調或一致時，Cij 矩陣中值就會集中在少數幾個元素上，則 ASM 值便越大。

2. 差異度(Dissimilarity, Diss)

$$Diss = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N C_{ij} |i - j|$$

差異度是用來度量影像中灰階值的不相似程度，它對灰階值在空間中的排列情形或是影像的色調都很敏感。

3. 同質度(Homogeneity, Homo)

$$Homo = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \frac{1}{1 + (i - j)^2} C_{ij}$$

或稱反差矩 (Inverse Difference Moment, IDM)，此項參數在計算 Cij 矩陣中元素聚集在主對角線附近程度，當矩陣中比較大的數值都集中在主對角線附近時，此項數值會越大。Homo 值所代表之意義恰和 Con 值相反，其乃是用來度量影像中的均調程度，當影像越均調或對比越弱時，Homo 值越大。

4. 熵(Entropy, Ent)

$$Ent = - \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N C_{ij} \log C_{ij}$$

此項指標之特性與能量的性質相反，其乃是用來度量紋理的複雜程度或 Cij 矩陣中元素排列的混亂程度。當影像中的圖樣越是隨機時，則紋理複雜，其 Cij 矩陣中各元素越相等，其值就越大。從概念上來說，熵跟能量是一種反向的高相關統計量。

利用上述四種統計量，可將影像之紋理予以量化，若配合移動視窗方式對原始紋理影像進行紋理量化的動作，即可以得到各種不同紋理影像(Texture Images)。紋理影像能夠輕易的與光譜資料結合使用，其不但可以提供分類所需的空間資訊，且相容於傳統多光

譜分類所使用的機率模型(Marceau 等., 1990)。圖 10~圖 13 為利用近紅外光波段及 3X3 移動視窗所得之各紋理影像。

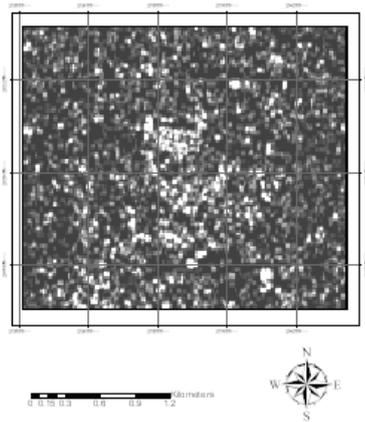


圖 10 近紅外光能量之紋理影像
Figure. 10 NIR texture image derived from NIR energy.

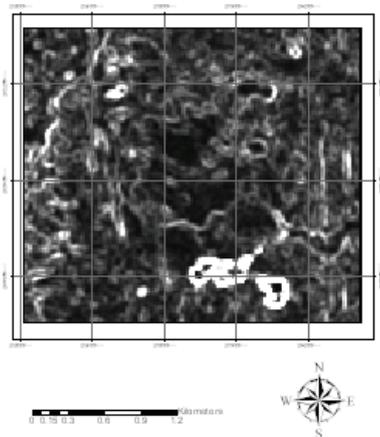


圖 11 近紅外光差異度之紋理影像
Figure. 11 NIR texture image derived from NIR dissimilarity .

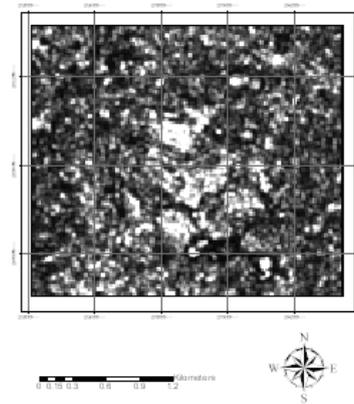


圖 12 近紅外光同質度之紋理影像
Figure. 12 NIR texture image derived from NIR homogeneity.

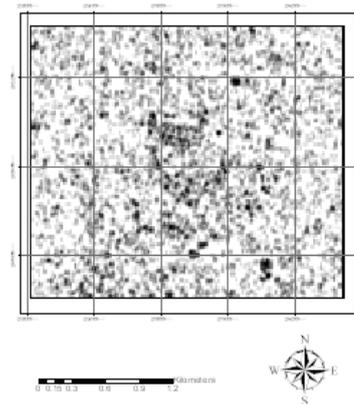


圖 13 近紅外光熵之紋理影像
Figure. 13 NIR texture image derived from entropy.

(三) 其他紋理因子

1. 均值 (Mean, M)

$$M = \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N S_{ij}}{N \times N}$$

即移動視窗中影像灰階值之均值。其中N為視窗大小， S_{ij} 影像灰階值。

2.標準差 (Standard Deviation, SD)

$$SD = \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N (S_{ij} - \overline{S_{ij}})^2}{N \times N - 1}$$

即移動視窗中影像灰階值之標準差。其中N為視窗大小， S_{ij} 影像灰階值。

圖14及圖15為利用近紅外光波段及3X3移動視窗所得之紋理影像。

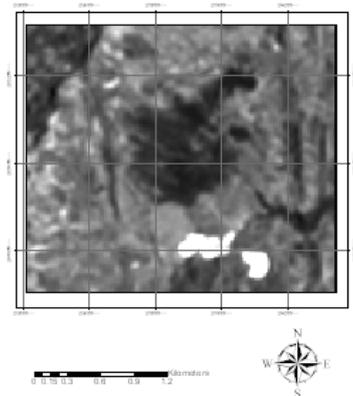


圖 14 近紅外光均值因子之紋理影像
Figure. 14 NIR texture image derived from mean.

(四) 視窗的選擇

影像的紋理性是指像元在影像裡與周圍像元間的特有空間變化性 (陳繼藩, 1992)。而移動視窗大小的適宜性，目前尚未有一定的準

則，為尋找本研究適宜之視窗大小，將針對紋理特性外之不同視窗進行探討，經統計分析中試圖尋找合理之視窗。本研究採用3X3、5X5及7X7等三種不同大小視窗進行探討。

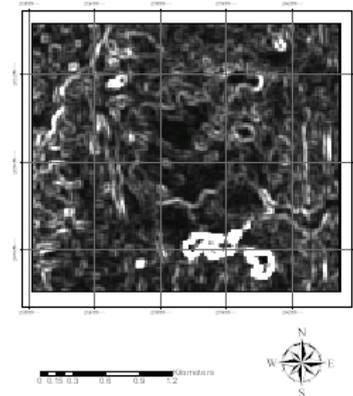


圖 15 近紅外光標準差之紋理影像
Figure. 15 NIR texture image derived from standard deviation.

三、主成份分析

多變量統計分析唯一良好工具，能將環境系統中錯綜複雜之因素關係，尋覓出其規律性，將複雜之現象簡單化，抽提出其中之主要信息，並配合地理資訊系統在空間上之展現能力，將複雜問題或現象做有效整理、判斷與臆測 (林昭遠, 2000)。因本研究採用G、R、IR三種波段及六種紋理因子計算，故每種移動視窗均可得18張影像，在眾多資訊下，本研究採用多變量統計中之主成份分析進行資訊萃取，因主成份分析可消除變數間間相關性，可降低變量維度，對於變因間關係提供較客觀的解析方式。具體而言，僅以少數潛在變量或成份便能有效代表許多彼此相關的變項結構，利用主成份分析，將數個變項予以線性組合，使經由線性組合而得的

成份之變異數為最大，亦使各觀測值在這些成份顯示出最大個別差異（林清山，1995），故採用 95%以上之有效資訊進行分析。

四、最大概似法

假設選取各訓練樣區在光譜空間屬於常態分佈，則各類波譜反應形式與每一種類波譜平均值及協變方矩陣（Covariance Matrix）為相關。利用這些參數，即可計算每一像元為特定分類的統計機率。若將此機率值繪於三度空間圖上，垂直軸即表示一個像元屬於一種地物分類的機率，以最大機率當作判斷類別的標準（圖 16）。其方法除了考慮訓練樣區之中值外，同時亦考慮訓練樣區之變異量與協變方量，其方法正確率高且最普遍被應用，故本研究選用之。

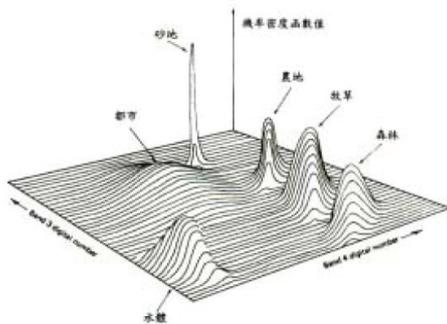


圖 16 分類類別機率密度函數(Lillesand 等, 2008)

Figure.16 Probability density function used for image classification. (Lillesand etc al., 2008)

肆、結果與討論

一、主成份分析

本研究採用原始影像（G、R、IR）進行

6 種紋理因子計算，共會產生 18 張紋理影像，再加上採用 3 種移動視窗，共會產生 54 張紋理影像，為避免紋理影像間彼此相互影響，本研究以主成份分析進行主軸轉換，萃取 95%以上解釋率之主成份資訊進行影像分類。

因不同移動視窗對影像所涵蓋資訊不同，何種移動視窗具有較佳分類結果，目前並未見有相關研究指出，因此，分別採用 3X3、5X5、7X7 及加入不同移動視窗之全部紋理影像進行主成份資訊萃取，發現均以前 3 個主成份軸已達 95%之解釋率(表 1~表 4)。表 1 特徵值及累積變異數解釋百分比（所有紋理影像）

Table 1 Eigenvalues and accumulative percentage of variance explained. (all texture images included)

軸別	特徵值	累積變異數解釋百分比
PAC 1	4332.71	74.32%
PAC 2	797.23	88.00%
PAC 3	466.81	96.01%

表 2 特徵值及累積變異數解釋百分比（3X3 移動視窗）

Table 2 Eigenvalues and accumulative percentage of variance explained. (3X3 moving windows)

軸別	特徵值	累積變異數解釋百分比
PAC 1	1533.93	73.64%
PAC 2	304.11	88.24%
PAC 3	211.48	98.39%

表 3 特徵值及累積變異數解釋百分比 (5X5 移動視窗)

Table 3 Eigenvalues and accumulative percentage of variance explained. (5X5 moving windows)

軸別	特徵值	累積變異數解釋百分比
PAC 1	1467.23	76.16%
PAC 2	267.17	90.03%
PAC 3	162.42	98.46%

表 4 特徵值及累積變異數解釋百分比 (7X7 移動視窗)

Table 4 Eigenvalues and accumulative percentage of variance explained. (7X7 moving windows)

軸別	特徵值	累積變異數解釋百分比
PAC 1	1429.11	78.52%
PAC 2	242.43	91.85%
PAC 3	121.56	98.52%

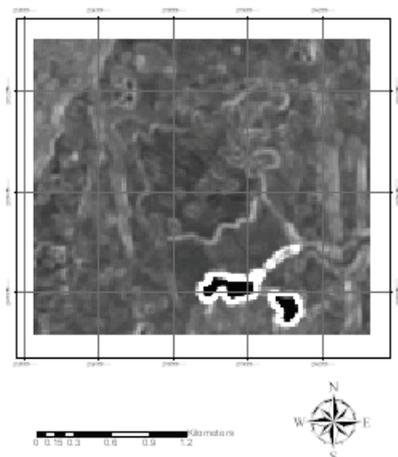


圖 17 第一主成份影像 (3X3 移動視窗)

Figure. 17 Image derived from first principle component. (3X3 moving windows)

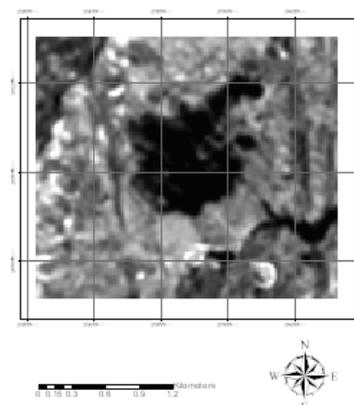


圖 18 第二主成份影像 (3X3 移動視窗)
 Figure. 18 Image derived from second principle component. (3X3 moving windows)

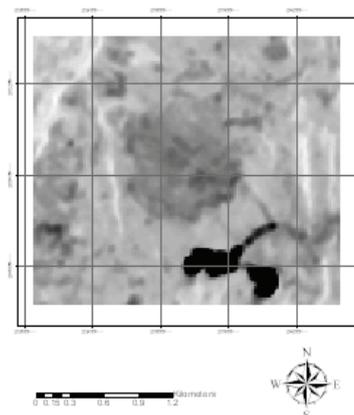


圖 19 第三主成份影像 (3X3 移動視窗)
 Figure. 19 Image derived from third principle component. (3X3 moving windows)

以 3X3 移動視窗為例，所萃取之主成份影像發現，經主軸轉換後第一主成份影像主要為邊緣資訊之萃取，從圖 17 可發現，在裸露地、水域等邊緣上均可清楚顯現其區隔；在第二主成份影像上 (圖 18)，主要涵蓋為裸露地或崩塌地區 (影像上呈暗黑色部分)；在第三主成份影像上為水域區域 (影像上呈暗黑色部分) (圖 19)。

二、成果比較

為探討紋理因子及紋理因子中移動視窗對影像分類精確度之影響，本研究共採用 7 種影像組合進行比較，分別包含原始影像、原始影像加入植生指標、原始影像加入所有紋理因子經主成份分析後所得之影像、原始影像加入紋理因子（單一移動視窗）經主成份分析後所得影像及紋理因子中單一視窗較佳結果再加入原始波段及植生指標影像。因組合眾多及敘述不易，將以代碼進行後續說明，如表 5。

（一）精確度評估

精確度評估採用一般常見之整體精確度及 Kappa 係數作為評估基準。結果顯示（圖 20~圖 26），各種組合經最大概似法進行影像分類後，其整體精確度均達 70% 以上，Kappa 係數均在 0.65 以上，其中更以 OVPCA 最佳，其次 OPCA3，整體精確度及 Kappa 係數分別為 80%、78.% 及 0.729、0.709；最差為 OPCA7，整體精確度及 Kappa 係數分別為 74.40% 及 0.656（表 6）。再經由誤差矩陣發現，各種組合上均以林地與草地相互誤判為最多，主因為兩者類別影像灰階值較為相近所致，其次為裸露地與林地或裸露地與草

生地相互分類錯誤。

（二）組合比較探討

本研究共採用 7 種組合進行探討，首先對 Original、OVI、OTPCA、OPCA3、OPCA5 及 OPCA7 等六種進行影像分類及精確度評估，經探討後發現，OVI 及 OPCA3 之分類精確度較原始影像佳，但提升精確度僅 0.4%，亦代表 OVI 及 OPCA3 對影像精確度提升有限。再比較 OPCA3、OPCA5 及 OPCA7 發現，隨著移動視窗遞增，整體精確度及 Kappa 係數卻逐漸遞減，原因係為，隨著移動視窗愈大所包含之影像雖灰階值愈豐富，但相對的所造成之雜訊亦愈多，導致雖已進行主軸轉換但仍無法有效將雜訊去除，以致隨著紋理移動視窗愈大，精確度反而遞減之趨勢。最後將原始影像分別加入植生指標最佳移動視窗紋理因子之主成份影像進行分析，發現加入最佳移動視窗紋理之主成份影像在相輔相成下可有效提升分類精確度，提升之整體精確度及 Kappa 係數為 2% 及 0.026，顯示選用有效的移動視窗之紋理影像可有效提升影像分類精確度。

表 5 各組合代碼說明

Table 5 Explanation of each combination code.

組合代碼	移動視窗	代碼說明
Original	—	原始波段
OVI	—	原始波段加入植生指標
OTPCA	3X3、5X5、7X7	原始波段加入主成份影像（所有紋理）
OPCA3	3X3	原始波段加入主成份影像（3X3 視窗之紋理因子）
OPCA5	5X5	原始波段加入主成份影像（5X5 視窗之紋理因子）
OPCA7	7X7	原始波段加入主成份影像（7X7 視窗之紋理因子）
OVPCA	3X3	原始影像加入植生指標及主成份影像（3X3 視窗之紋理因子）

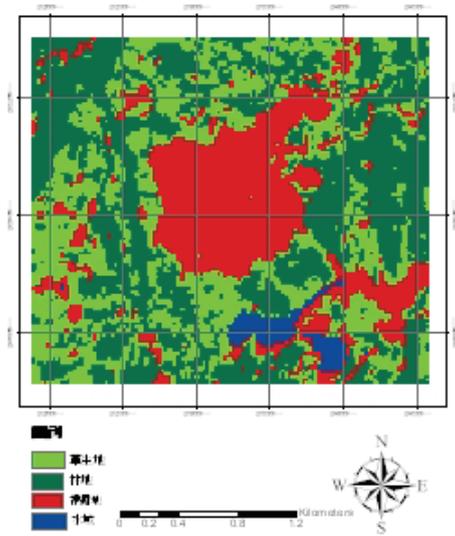


圖 20 原始波段之分類結果
Figure. 20 Classification map derived from original bands.

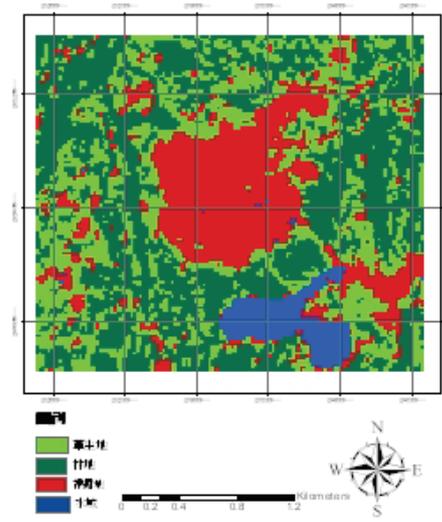


圖 22 原始波段加入主成份影像之分類結果
(所有紋理影像)
Figure. 22 Classification map derived from original bands and PCA images. (all texture images included)

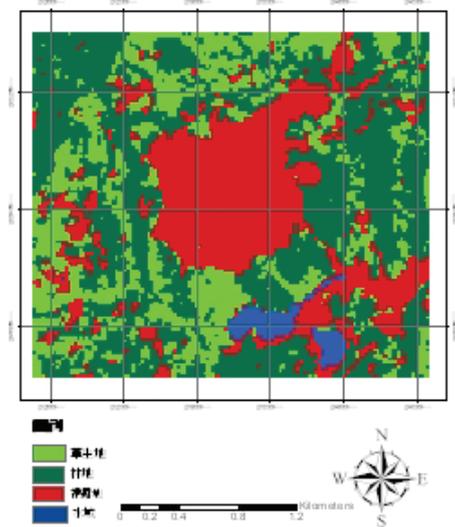


圖 21 原始波段加入植生指標之分類結果
Figure. 21 Classification map derived from original bands and vegetation index.

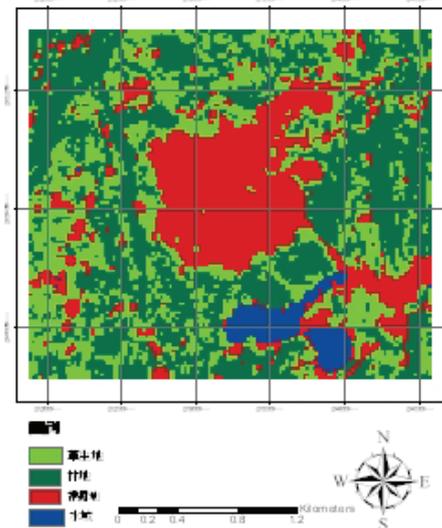


圖 23 原始波段加入主成份影像之分類結果
(3X3 移動視窗)
Figure. 23 Classification map derived from original bands and PCA images. (3X3 moving windows)

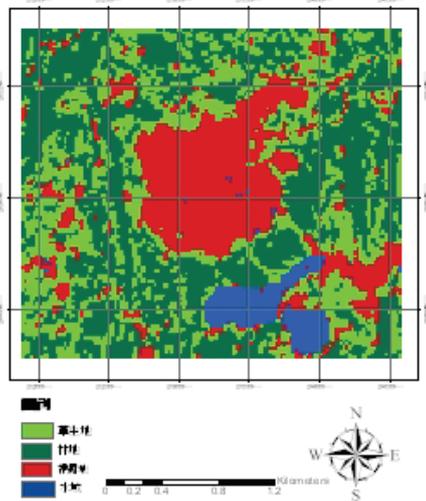


圖 24 原始波段加入主成份影像之分類結果 (5X5 移動視窗)

Figure. 24 Classification map derived from original bands and PCA images. (5X5 moving windows)

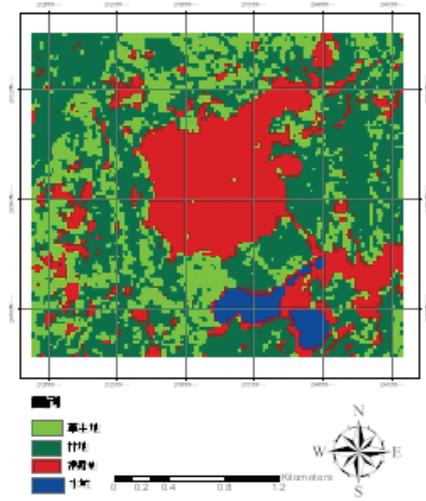


圖 26 原始波段加入植生指標及主成份影像之分類結果 (3X3 視窗)

Figure. 26 Classification map derived from original bands, vegetation index and PCA images. (3X3 moving windows)

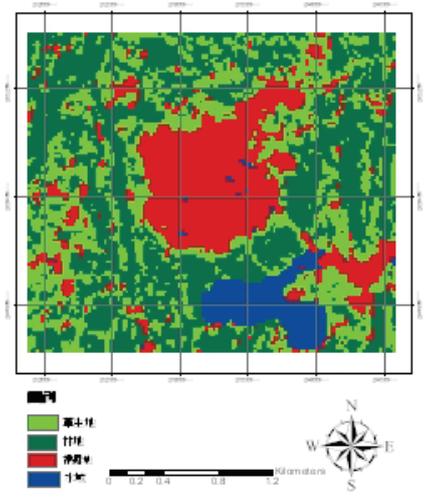


圖 25 原始波段加入主成份影像之分類結果 (7X7 移動視窗)

Figure. 25 Classification map derived from original bands and PCA images. (7X7 moving windows)

表 6 各種組合精確度比較表

Table 6 Comparison of accuracy for each combination

組合代碼	Overall Accuracy	Kappa Coefficient
Original	78.00%	0.703
OVI	78.40%	0.708
OTPCA	75.60%	0.672
OPCA3	78.40%	0.709
OPCA5	76.40%	0.682
OPCA7	74.40%	0.656
OVPCA	80.00%	0.729

伍、結論

一、結果顯示，以 OVPCA 影像分類為最佳，

OPCA7 為最差，其整體精確度及 Kappa 係數分為 80.00%、74.40%及 0.729、0.656；再由誤差矩陣探討發現主要錯誤為林地與草地相互誤判為居多，因兩者之灰階值較為接近所致。

二、結果發現 OVPCA 具有最佳結果，除植生指標可提升分類精確度外，選用 3X3 移動視窗所得之紋理影像因涵蓋資訊較為精確，故於相互搭配下可有效改善並提升分類精確度。

三、以不同移動視窗所得之紋理影像進行分類發現，採用移動視窗愈大所涵蓋資訊雖愈豐富但相對複雜，導致視窗愈大所得影像分類精確度愈差。

四、本研究利用主成份分析萃取經紋理因子所得多光譜影像，再加入原始影像及植生指標可有效改善並提升影像分類之精確度，其流程可供未來進行影像分類時之參考使用。

謝誌

本文承國科會 NSC 96-2625-Z-005-003 計畫之支助，作者在此表達謝意。

引用文獻

1. 林昭遠、林文賜 (2000), 「集水區地文因子自動萃取之研究」, 中華水土保持學報, 31 (3) : pp.247-256。
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. 林清山 (1995), 「多變量分析統計法」, 東華書局, pp.289-346。
4. 黃麗娟 (2006) 「植生指標應用於土地利用分類判釋之研究」, 國立中興大學水土保持學系碩士論文。
5. 黃筱梅 (2001) 「SPOT 衛星影像於裸露地變遷之偵測研究—以和社地區為例」, 國立臺灣大學森林學研究所碩士論文。
6. 黃凱易、張偉顛 (1997) 「SPOT 衛星影像分析應用於林地被覆變遷偵測」, 中華林學季刊, 30(1) : pp.55-70。
7. 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.
8. Julesz, B. (1975), "Experiments in the Visual Perception of Texture" Sci. Amer., Vol.232, pp.34-43.
9. Lillesand, T.M.etc al. (2008), *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley & Sons, Inc., 6rd Edition.
10. Marceau, D. J., P. J. Howarth, J. M. Dugois, and D. J. Gratton (1990), "Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT", IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, imagery, Vol.28, pp.513-519.
11. Tamura, H., Mori, S., T. Yamawaki, (1978), "Textural features corresponding to visual perception." IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics Vol.8 pp.460-472

莊智璋、林昭遠、陳正湘：利用紋理因子改善影像分類準確度之研究

97年04月14日 收稿

97年06月25日 修改

97年07月03日 接受