

探討熵分類器於區塊化物件分類之
分類知識規則建立—
以ADS-40高解析數值航照影像為例
Using entropy-based classifier on the regional
object-oriented classification of rules to
establish — With ADS-40 high-resolution
digital aero imagery

黃政翊*

雷祖強**

萬絢***

李哲源****

Cheng-Yi Huang Tsu-Chiang Lei Shiuan Wan Che-Yun Li

摘 要

近年來，影像分類方法從傳統像元式分類逐漸轉變成結合物件導向方式分類，相較於傳統以像元方式易有如斑點般的椒鹽效應，物件導向除了能減少椒鹽效應的問題，亦大幅度簡化所需的分析資料量。為求影像能有較佳之光譜辨識效果，大多利用色彩、紋理、形狀等影像資訊來描述影像內容，以強化影像辨識結果。影像內部隱含各種資訊，可利用資料挖掘方式萃取出所針對之目標知識。本研究將以 ADS-40 數值航照影像為實驗材料，結合區塊物件化分類(Regional Object-oriented Classification, ROC)模式進行影像資訊萃取。並探討利用熵分類器(Entropy-based Classifier, EBC)在進行目標類別之萃取時其主要波段與目標知識規則所建立之影像結果。成果顯示，使用 EBC 分類器可在各別波段產生切割點後並計算出每個屬性的 IG 值。本研究使用累積 IG 百分比大於 60% 為門檻值，可得到 IR-Homo、B、G 與 IR 等 4 個波段，並藉由波段組合的方式建立出分類知識規則。就點檢核的成果顯示，物件導向式分類器之點檢核精度結果為整體精度：92.29%、Kappa 統計：0.8426；而在面檢核中，物件導向分類的整體正確率為 97.09%，誤判率與漏判率分別為 5.15%與 8.54%。表示物件導

* 逢甲大學都市計畫與空間資訊學系研究生

Master student, Department of Urban Planning & Spatial Information, Feng Chia University
(Corresponding author)

** 逢甲大學都市計畫與空間資訊學系副教授

Associate Professor, Department of Urban Planning & Spatial Information, Feng Chia University

*** 嶺東科技大學資訊管理系副教授

Associate Professor, Department of Information Management, Ling Tung University

**** 逢甲大學環境資訊科技碩士學位學程碩士

Master, Graduate Institute of Environmental and Spatial Information Science and Technology, Feng Chia University

向分類器不管是在整體影像主題圖繪製目標上或在水稻物件錯判與遺漏的控制上，皆有所成果。

關鍵詞：高解析數值航照影像、區塊物件化分類模式、熵分類器

Abstract

In recent years, image classification from the pixel-based classification gradually into a combination of object-oriented classification, compared to the conventional pixel-based way to easy salt and pepper effect, object-oriented addition to reducing the problem of salt and pepper effect, but also significantly simplify the amount of data required for analysis. In order to have better image recognition results of the spectrum, most of them using color, pattern management, shape and other video information to describe the image content in order to strengthen the image recognition results. Variety of information hidden within the image can be extracted using data mining methods against the goal of knowledge. In this study, the value will be ADS-40 Aerial photo image as experimental materials, combined with Regional Object-oriented Classification model for image information extraction. Then explore the Entropy-based Classifier during the extraction of the target category of the main band when the rules established with the objective knowledge of the image results. Results show that using the EBC can generate individual bands cut point and calculate the value of each attribute IG. In this study, the cumulative percentage of greater than 60% of IG threshold obtained IR-Homo, B, G and IR, four bands and band combinations by way of establishing a classification of knowledge rules. On the point accuracy results show that object-oriented classification accuracy for the overall accuracy of the results: 92.29%, Kappa Statistics: 0.8426; in the area accuracy, object-oriented overall correct classification rate of 97.09%, the commission error and omission error were 5.15% and 8.54%. That object-oriented classification, whether the overall drawing the thematic map or rice objects control in the omissions and commissions, there are the results.

Keywords: high-resolution digital aero imagery, regional object-oriented classification, entropy-based classifier

前 言

為有效達到農田坵塊資訊化管理之目的，在國內已有許多學者多應用衛星遙測資料來調查水稻田坵塊之建置問題，如利用紋理資訊增揚（雷祖強等，2006、雷祖強等，2007）、空間知識挖掘（Lei 等，2008）等方式，進而改進影像中水稻分類判釋成果。然而對於水稻主題圖製圖之研究多集中在使用多光譜衛星資料，較少討論或應用已日漸成熟之高解析度數值航照影像來進行水稻田坵塊主題圖製作等相關課題。目前數位式航空相機所拍攝之影像為數位成果，除了可節省底片沖洗、掃瞄過程外，尚能提供基本光譜 RGB 波段與近紅外光(Near infrared, NIR) 波段資訊，而近紅外光譜對於水稻田坵塊自動判識是有所幫助的。

在應用高解析度數值航照影像的同時，首要面臨的就是豐富資訊處理困難、大量雜訊不易移除(所謂的椒鹽效應)與地物間容易發生誤判等相關問題，因此使用區塊為基礎 (Region-based)的萃取方法，就是一個適當的選擇(雷祖強等，2009)。在上述結

構資訊確立後，則是使用影像分割模式來達到目的。經過影像分割的影像，可以使用更為適當的空間尺度來觀察地物結構，進而獲得理想的地物分類成果。

上述作法已經將影像中目標地物轉換成有意義的空間尺度，而不再是統一的像元結構形式(Blaschke 與 Strobl, 2001)，而下一個問題就是如何的分類了。目前常用的物件導向分類器可分成兩種，其分別是 ECHO (Extraction and Classification of Homogeneous Object)以及 Definiens Professional (eCognition)。雷祖強等 2009 年則參考上述學者的做法，提出了所謂區塊物件化分類器 (Region Object-oriented Classification, ROC)來生成水稻田物件。所謂區塊物件化分類器(以下簡稱 ROC)與 ECHO 及 Definiens 的概念類似，同樣都是先將影像分割後再將影像分類的過程，不同的是 ROC 模組可將網格資料與歷史的向量資料進行整合分析，相對於過去其他分類模組多以單純的從單一資料的特性下手而有所不同。然而當時的分類做法仍然是建立在像元尺度的基礎之上，對於所謂合宜的觀察尺度以及其分類效應欠缺一個更為明確的探討。因此本研究引入資料挖掘概念的熵分類器(Entropy Base Classifier, EBC)分析方法(以下簡稱 EBC)，來進行坵塊尺度的資料分類。所謂 EBC 是基於 Shannon 的資訊熵(Information Entropy)的概念，對於原始資料進行離散化之動作，再藉由壓縮後資料分析原始資料與目標決策之間的關係。資料在經由 Entropy 將資料離散化後，除了可簡化資料尺度之外，亦保留資料屬性與決策之間的關聯性(萬綸、閻嘉義，2009)。

綜觀前述，本研究嘗試討論出更多的影像空間分類方式，來改進上述新型態影像在分類上所帶來之問題，因此本研究之目的為發展出結合坵塊尺度與資料挖掘技術的新分類器，首先將影像透過區塊化方式分割成塊狀結構。其次再使用 EBC 分類模式進行影像分類，進而形成水稻田物件的基本型態。

研究地區、材料與流程

本章將討論研究地區、材料與流程等，內容介紹如下：

(一) 研究地區與影像資料

本研究所使用之影像資訊為 ADS-40 數值航照，影像拍攝時間為 2008 年 5 月 18 日。實驗地區位於雲林縣東勢鄉，空間樣區大小為 2402*2702，此地區之地表物包含了水稻、大蒜、花生、草地與道路、裸露地、水池等六大主要類別及少數的建物與樹林，圖 1 為實驗地區之區位與影像。

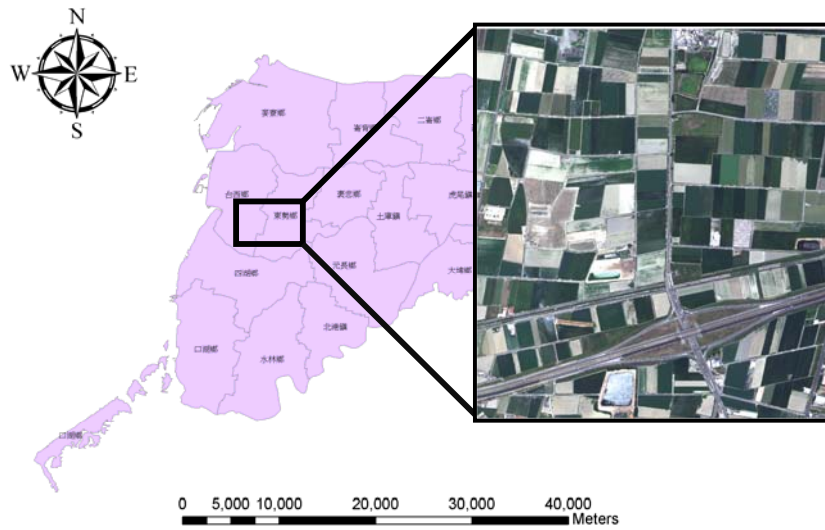


圖 1 研究區位與影像資料

(二) 現地資料

為了取得本研究地區之水稻田耕種情形，本研究至現地進行調查之動作，調查時間為 2008 年 7 月 5 日，調查後之成果將會透過 GIS 軟體進行數化的動作，圖 2 是根據現調結果進行數化之成果，現調成果中之水稻田坵塊數為 84 塊，水稻耕作面積約為 24.5 公頃，佔樣區總面積約 21.8%。



□ 現地坵塊

圖 2 現地調查成果數化結果

(三) 研究流程

本研究研究流程如圖 3 中所示，而其內容分述如下，首先是 ADS-40 影像之收集，其次是影像增益資訊(Ancillary Information)的計算，此部分是使用灰階共發生矩陣 (Grey Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 之同質紋理 (Homogeneity Texture) 資訊的概念來計算各光譜值得紋理資訊，也就是圖 3 當中的 B-HOMO、G-HOMO、R-HOMO 以及 IR-HOMO 等資訊。此外也同時計算常態化差異植生指標 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)來做為另一項影像增益資訊，而上述的資訊會提供於物件導向式分類器使用。在 ROC 分類模組方面(流程圖中紅色虛線部分)，本研究又可分成兩大區塊，那就是淺綠色虛線的分割模組與深藍色虛線的分類模組。其中分割模組部分，透過合適物件資訊的提供，本研究發展一個空間映射轉換模組，將多為空間轉換成單一尺度，以方便影像分割，分割後的影像就完成物件外部資訊的產生。其後製帶入到分類模組當中，因為影像已經區塊化了，在此本研究使用 EBC 方式進行區塊化後的影像分類課題探討。

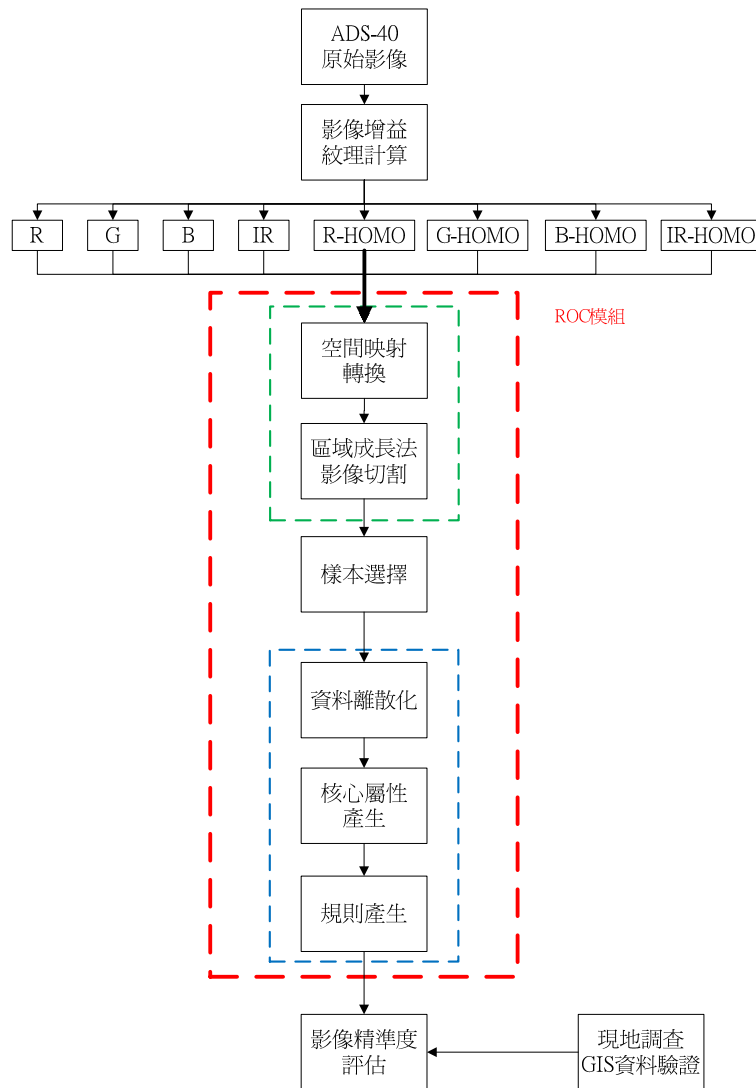


圖 3 本研究流程

研究方法

本研究方法從兩大方面來說明，首先是影像分割所需的方法，其次是影像分類所需的方法。其內容分述如下：

(一) 區塊物件化分類模式

區塊物件化分類模式是由雷祖強等(2009)所提出以區塊為主之影像資訊萃取模式，是將影像資料物件化，藉此簡化資料在分析上之難度，並減少分類結果影像當中椒鹽效應之問題，其內部所引用到之方法有：影像增益紋理計算、空間映射轉換 (Color Space Transfer, CST)、區域成長法 (Regional Growing, RG)、資訊投票。

ROC 的萃取過程首先利用 GLCM 以及 NDVI 對影像進行影像增益紋理資訊之運算，經由上述計算所生成之影像將進行影像維度壓縮後成一待分割之影像資料，而該影像資料之後再以區域成長法的方式進行影像分割，在其分割過後選擇其樣本進行分類並經由投票方式決定區塊所屬之類別，其流程如圖 4。

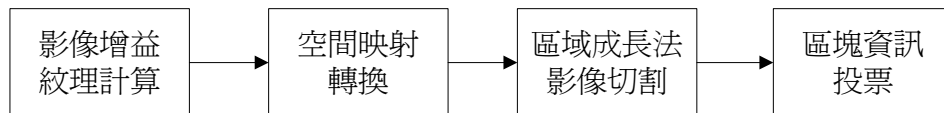


圖 4 ROC 模式流程

(二) 物件導向型分類器

前一階段影像已產生區塊化後之空間結構，此結構乃是根據影像中表達水稻最佳資訊的條件下而切割出來的形式，但上述的結構僅有形式而尚未分類，因此下一個階段的工作則是需要進行結構上的分類。在此本研究則是使用資料挖掘概念的 EBC 方法，來進行坵塊尺度的資料分類。所謂的 EBC 分類器，基本的想法則是建立在熵 (Entropy) 這個物理量的表達形式之上，所謂的 Entropy 源自於熱力學概念，由德國物理學家 Clausius 於 1865 年所提出，原是藉此描述一個系統在不受外部干擾時，往內部最穩定狀態發展的特性。至 1877 年 Boltzmann 發現單一系統中的 Entropy 跟構成熱力學性質的微觀狀態數量相關，進而發了其假設而成為統計力學的基礎，此中的 Entropy 用以描述一個系統凌亂程度之度量。Shannon 在 1948 將 Entropy 的觀念用於解決資訊理論 (Information theory) 的問題，成為以數學工具來度量生活中不確定性問題的方法之一，進而連結了熱力學與資訊理論中的 Entropy 概念 (萬絢、閻嘉義，2009)。EBC 分類器則是利用 Entropy 值之大小，評估屬性資料之間資訊凌亂程度，藉以評斷假設切割點所切割之屬性資料，是否與決策屬性密切相關之結果。並藉由上述之評估結果找出最佳的屬性切割點，判斷、選擇符合決策目標的屬性類別。目前已有部分學者利用 Entropy 的概念，運用於各類型的支援決策之研究課題上面 (Magimai-Doss 等，2007；黃沛羣，2008；Wan, 2009；萬絢、閻嘉義，2009)。

而 EBC 其分析流程依序如下：

1. 首先將資料依屬性值由小至大（或由大至小）排列。
2. 依序假設任兩筆相鄰屬性值的中點為候選的切割點 $FCP(t)$ (Fictitious Cutting Point) 值，其中 t 為各切割點的代號。然後依序計算出個別資料間的 $FCP(t)$ 值，依據不同的 $FCP(t)$ 可各別將屬性資料進行二類分類，也就是小於門檻值的為一群，而大於門檻值的為另一群。
3. 在實際的狀況中，相同屬性類別的資料往往包含不同決策之結果，即無法準確判別該屬性類別與決策之間的關係。因此，不同的屬性類別各有不同的 Entropy 值以量化各屬性類別與決策之間的凌亂程度。依據下列 (7) 的公式，計算基於所假設切割點 $FCP(t)$ 下，不同屬性類別之 $entropy(t)_j$ ：

$$entropy(t)_j = -\sum_{i=1}^2 p(i|t)_j \log_2 p(i|t)_j \quad (7)$$

其中

i ：決策類別（於本範例中為 1 或 2）

j ：屬性類別（基於所假設切割點 $FCP(t)$ 而分類之結果）

$p(i|t)_j$ ：在屬性類別為 j 的資料中，決策類別為 i 所佔的比例如步驟(c)。

例如 $p(i=1|t=3)_{j=1} = \frac{1}{3}$ 表示，當切割點為 $FCP(t=3)$ 時， $j=1$ (屬性值小於門檻值)

的資料中， $i=1$ (決策類別為 1) 的資料所佔的比例為 $\frac{1}{3}$ ， $p(i=2|t=3)_{j=1} = \frac{2}{3}$ 表

示，當切割點為 $FCP(t=3)$ 時， $j=1$ 的資料中， $i=2$ (決策類別為 2) 的資料所佔的比例為 $\frac{2}{3}$

經由上述的步驟，可動態求得在不同的 $FCP(t)$ 下， $j=1$ 及 $j=2$ 各自的 Entropy 值，此值在此將介於 0 到 1.0 之間。當 Entropy 值為 0 時，表示屬性資料類別與決策類別完全一致，意即屬性與決策之間的關連並無凌亂；反之，當 Entropy 值為 1.0 時，表示屬性資料類別與決策之間的關係最為凌亂。

4. 資訊增益 (Information Gain, IG) 是對於 Entropy 的使用一個概念，IG 的計算依據下列公式：

$$ig(t)_j = 1.0 - entropy(t)_j \quad (8)$$

參考 $entropy(t)_j$ 的公式可求得 $ig(t)_j$ ， $ig(t)_j$ 介於 0 到 1.0 之間。但是對比於 Entropy，且依舊參照 Entropy 的屬性類別趨勢。

5. 藉由給定的 $FCP(t)$ 可以推導出各屬性類別的比例。將各屬性類別的比例乘以 $ig(t)_j$ 的計算可得到 $IG(t)$ ，公式如下：

$$IG(t) = \sum_{j=1}^2 p(j|t) \cdot ig(t)_j \quad (9)$$

其中

$p(j|t)$ 為在切割點下資料屬性 j 在整體的所佔比例。例如在 $FCP(t=3)$ 時，

$j=1$ 的 $p(j|t)$ 值為 $\frac{3}{10}$ ，而 $j=2$ 的 $p(j|t)$ 值為 $\frac{7}{10}$ 。

6. 公式中之特例，為當 $p(i|t)_j = 0$ 時，在 Entropy 計算時會出現 $0 \times \log_2 0$ 之無法計算之狀況，因此在最後決策時不列入考慮。
7. 檢視 $IG(t)$ 相對應於切割點 $FCP(t)$ 的所有可參考值，較大的 $IG(t)$ 表示 $FCP(t)$ 也較佳。計算每一列的 $IG(t)$ ，將 $IG(t)$ 中的最大值視為屬性與決策之間最佳切割點。

實驗與討論

本研究根據前述目標與分析項目可獲得下面之成果：1. 影像資訊與空間映射轉換成果。2. 影像分割結果。3. 影像分類結果。4. 分類成果評估，內容如下所述：

(一) 影像資訊與空間映射轉換成果

首先本研究中使用 R、G、B、NIR 四個原始波段進行同質紋理資訊的計算，各波段之同質紋理如圖 6 的(a)至(d)所示，其次再計算 NDVI 指標(如圖 6(e))。最後再將各項紋理及 NDVI 的植生指標透過空間映射轉換模組將多維度空間進行影像維度壓縮，以利下一節的影像分割，其結果如圖 6(f)所示。

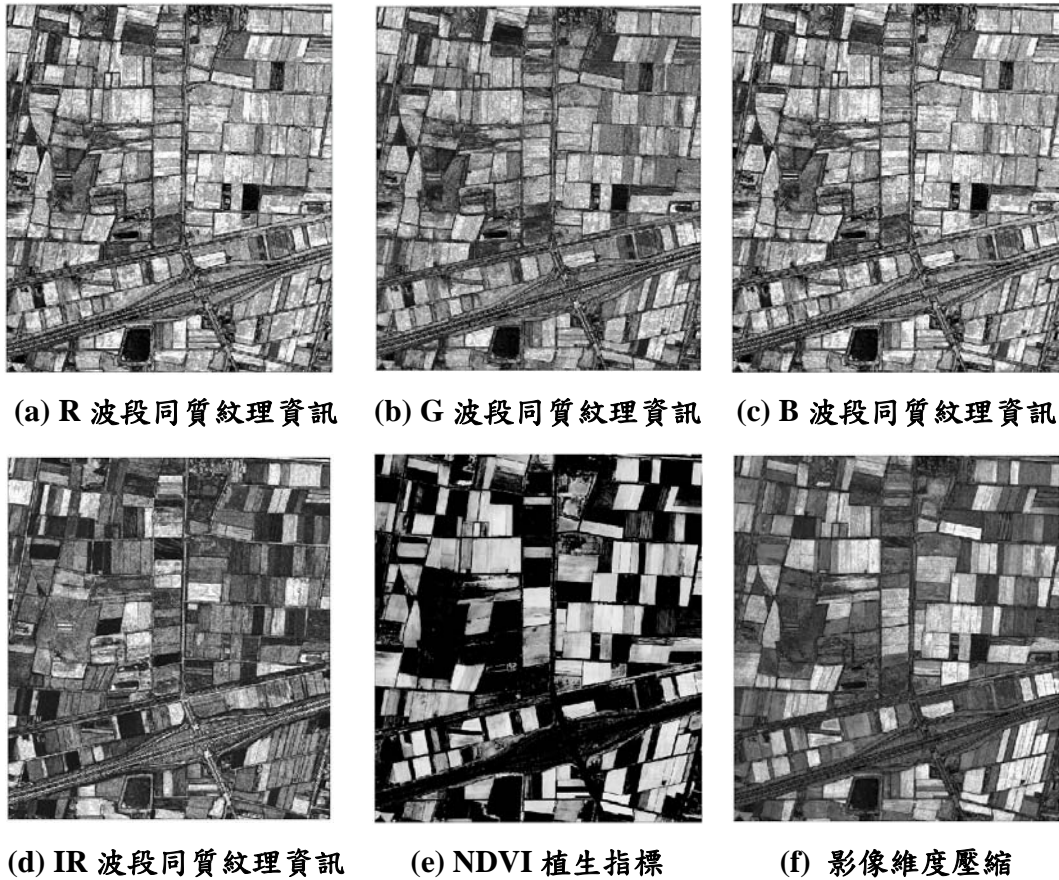
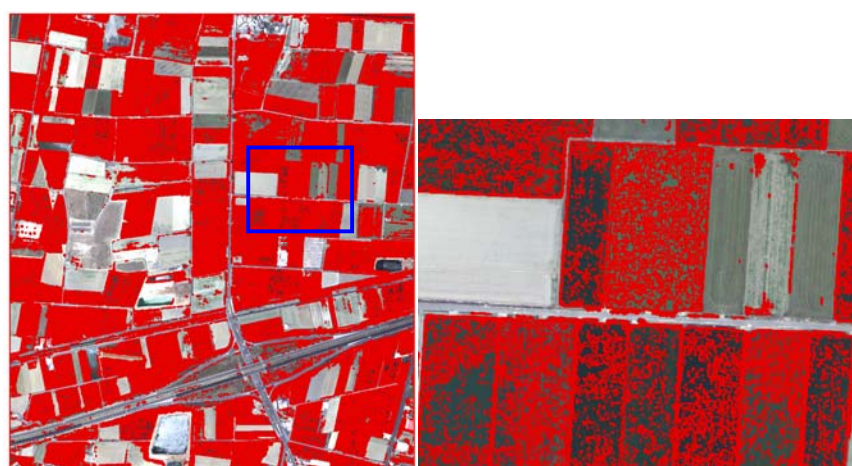


圖 6 同質紋理資訊、植生指標與影像維度壓縮成果

(二) 影像分割結果

在進行影像切割時，需設定區域成長法中的相似與面積兩參數的像元數門檻值，該參數設定主要是根據「以能夠切割出萃取目標形狀特徵」之想法進行測試後所得的數據，在本研究區域成長法的參數設定為 25(相似參數)、25(面積參數)。

影像切割主要在於取得物件的外部結構(圖 7(a))，無歷史坵塊輔助之區塊則是區域成長法直接由影像維度壓縮之成果中切割出，故在外觀上會相當地崎嶇不平(圖 7(b))，經過上述的處理過程後，後續要將上述資訊提供給物件導向型分類器使用。



(a)

(b)

□ 影像分割之區塊

圖 7 區塊化農田物件(a)整體圖與(b)局部放大圖

(三) 影像分類結果

經前一節影像切割程序可得到影像坵塊結構的資訊後，本研究從坵塊內部提出影像所有資料數據，在此分成水稻樣區與非水稻樣區各為 63 個與 44 個，整理後得到該坵塊之屬性類別資料和決策類別資料，在此決策類別 1 是水稻而 2 是非水稻(如表 3)。後續再利用 EBC 分類器分別計算出各個波段最佳切割點值 (如表 4)，並以切割點值進行各類別之分類計算(如表 5)。

表 3 影像區塊資料轉換成數據 (部分)

Grid code	R	G	B	IR	NDVI	R-Hom o	G-Hom o	B-Hom o	IR-Hom o	Decision
...	1
68923	10.46	12.95	14.97	41.92	180.28	165.63	177.17	200.23	143.12	1
69309	6.99	10.25	12.55	54.65	232.19	221.41	206.80	232.67	133.66	1
96475	11.00	12.20	15.40	35.80	159.00	86.20	83.80	139.20	27.20	1
97790	7.24	10.59	12.65	52.41	227.40	219.81	200.00	205.64	73.13	1
...	1
...	2
70345	8.01	11.92	13.98	62.97	232.90	242.53	226.29	242.82	115.57	2

74499	10.45	13.81	15.20	46.76	188.66	123.77	195.39	197.41	23.32	2
92006	9.41	11.72	14.38	39.00	183.00	134.84	129.82	193.62	53.08	2
106081	10.52	14.35	14.96	50.20	195.01	122.08	173.94	189.84	28.07	2
115657	8.44	12.23	13.88	55.16	220.01	148.79	182.64	209.77	31.67	2
...	2

表 4 各別影像最佳切割點值

	R	G	B	IR	NDVI	R-Homo	G-Homo	B-Homo	IR-Homo
FCP(t)	7.99	11.63	13.64	57.12	227.99	154.90	197.63	195.78	85.89

表 5 熵分類器切割坵塊後結果 (部分)

Grid code	R	G	B	IR	NDVI	R-Homo	G-Homo	B-Homo	IR-Homo	Decision
...	1
68923	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1
69309	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
96475	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1
97790	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1
...	1
...	2
70345	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2
74499	1	1	1	0	0	0	0	1	0	2
92006	1	1	1	0	0	0	0	0	0	2
106081	1	1	1	0	0	0	0	0	0	2
115657	1	1	1	0	0	0	0	1	0	2
...	2

在各別波段產生切割點後可根據公式(9)計算出每個屬性的 IG 值 (如圖 8)，從圖上可看到其 IG 值最高值為 IR-Homo，其次為 B，再其次為 G，...。基本上 IG 的數值代表資訊的分類能力(Maruyama 等，2005；Wan, 2009；萬絢、閻嘉義，2009)，IG 值愈大代表影像分類的的能力愈高，在本研究中的 IR-Homo 值具有較高的水稻類別資訊分類能力。另一方面，IG 值除了可以鑑別個別資訊量的差異之外，累積的 IG 數值也代表對某些事物的知識表達能力，因此本研究除了在各別產生其切割點後計算出每個屬性的 IG 值之外，並利用 IG 值計算出各波段間重要性百分比與累積百分比(如表

6)。由於在影像分類中，並非只要考慮單一個波段資訊影像便可將影像直接進行分類。因此本研究在使用最小資訊量就能表達最大分類能力的考量之下，選擇使用累積 IG 百分比大於 60% 為門檻值(如表 6 下底線部分)，可得到 IR-Homo、B、G 與 IR 等 4 個波段。之後利用上述 4 個波段並藉由波段組合的方式，產生之知識規則生成影像結果圖，建立的知識規則(如公式(10))與結果圖(如圖 9)如下。

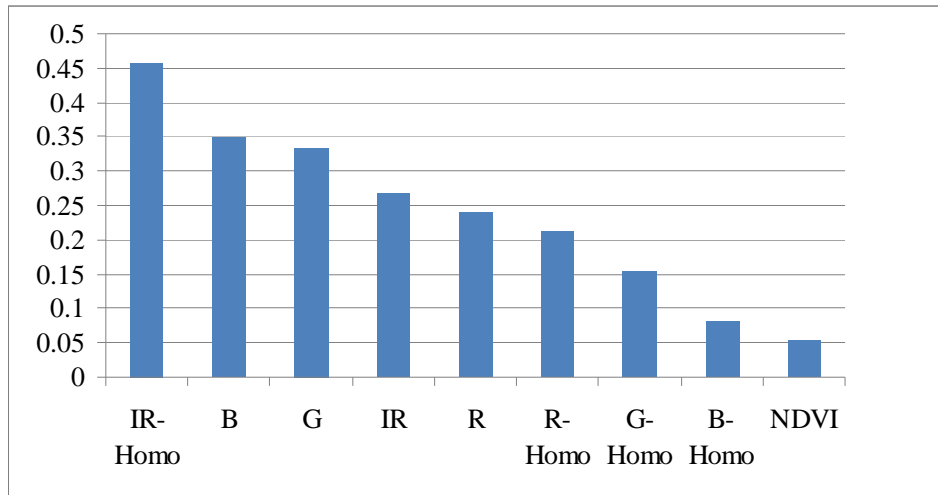
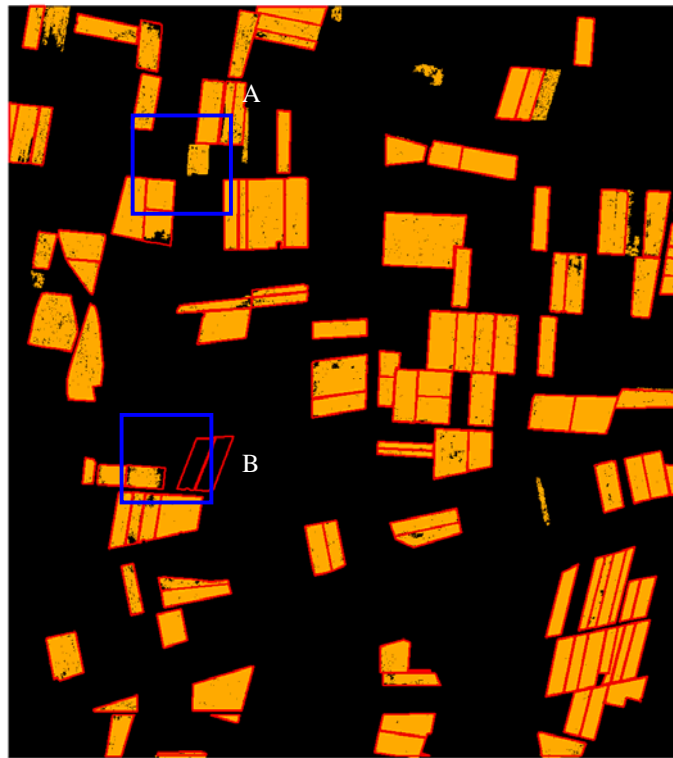


圖 8 各波段 IG 門檻值

表 6 影像中的資訊貢獻度

波段	IR-Homo	B	G	IR	R	R-Homo	G-Homo	B-Homo	NDVI
IG 值	<u>0.4576</u>	<u>0.3476</u>	<u>0.3343</u>	<u>0.2664</u>	0.2391	0.2120	0.1531	0.0809	0.0539
累積 IG 百分比	<u>21.33%</u>	<u>37.54%</u>	<u>53.13%</u>	<u>65.55%</u>	76.69%	86.58%	93.72%	97.49%	100.00%

$$\begin{aligned}
 & \text{IF } IR \leq 57.12 \text{ and } IR\text{-Homo} \geq 85.89 \\
 & \qquad \qquad \qquad \text{Or} \\
 & \text{IF } G < 11.63 \text{ and } B < 13.64 \text{ and } IR\text{-Homo} \geq 85.89 \\
 & \qquad \qquad \qquad \text{Then Decision} = 1 \text{ (水稻)} \\
 & \text{IF } IR\text{-Homo} < 85.89 \\
 & \qquad \qquad \qquad \text{Then Decision} = 2 \text{ (非水稻)}
 \end{aligned} \tag{10}$$



□ 現地水稻坵塊

圖 9 知識規則所建立之結果

圖 9 為物件導向型分類器之水稻田坵塊萃取結果，就結果而言，物件導向型分類器利用 Regional-based 的概念進行影像分類，因此在結果上無點狀雜訊之情形(椒鹽效應)，且從影像結果上可看出，物件導向型分類器採用區塊結合生成的關係，將外部的結構與內部數值接合後取出平均值。由於區塊化的關係，除了可降低了像元式分類中的椒鹽效應的可能性，亦較容易分析出區域之間的判斷，減少面積上的損失。由此可知區塊式的分類方法比傳統像元式分類方法更容易取得完整之坵塊結構資訊(如圖 9)。最後綜觀公式 10 與圖 9 當中我們可以發現，透過資料挖掘法的概念，可以成功的將複雜的影像資訊問題，轉化成一階邏輯概念的程序表達(Procedural representation)形式，也就是所謂的 IF...THEN 法則，這個形式會比傳統的統計參數式分類法則(如 MLC 法)更能有效的表達出影像的知識內涵。對於傳統統計參數式的知識表達概念，本研究提出了新的觀點與方向，也成功的解決可能應統計樣本的問題在高解析度影像上所造成之椒鹽效應。

(四) 點檢核精度與面檢核精度成果

在點檢核的部分，本研究以隨機方式檢核 350 個點位其成果如下表 7 所示。點檢核的成果顯示，物件導向式分類器之點檢核精度結果為整體精度：92.29%、Kappa 統計：0.8426。在面檢核的部分，其方式就是將圖 9 與地真之 GIS 資料相互套疊(圖 2)，再彼此檢視在水稻田資訊能力上的呈現度(如表 8)。由表 8 中的數據顯示，物件導向分類器的整體正確率為 97.09%，誤判率與漏判率分別為 5.15%與 8.54%。表示物件導向分類器不管是在整體影像主題圖繪製目標上或在水稻物件錯判與遺漏上，皆能有效的控制。不過另一方面，圖 9 當中仍然存在一些誤漏判問題(如圖 9 當中的 A 區與 B 區)，本研究仔細檢視上述發生的原因，發現上述問題的誤判多是因為區塊在生成過程中樣本之光譜、紋理等屬性過於相近，造成目標物與非目標物聚合在一起而造成結果上的誤判。而漏判原因則是目前的知識供給程度只用了四個波段，對於上述漏判區塊的知識表達能力不夠，因此會造成漏判結果。

表 7 物件導向式分類器在點檢核結果矩陣

單位：Pixel	水稻	非水稻	總和	使用者精度
水稻	137	13	150	91.33%
非水稻	14	186	200	93.00%
總和	151	199	350	
生產者精度	90.73%	93.47%		92.29%
Kappa 統計 = 0.8426				

表 8 物件導向分類器在面積檢核結果矩陣

單位：Pixel	水稻	非水稻	總和	使用者精度
水稻	1,279,168	119,406	1,398,574	91.46%
非水稻	69,520	5,022,110	5,091,630	98.63%
總和	1,348,688	5,141,516	6,490,204	
生產者精度	94.85%	97.68%		97.09%

結論與建議

本研究欲發展一套結合坵塊尺度與資料挖掘技術的新分類器。首先將影像透過區塊化方式分割成塊狀結構。其次再使用EBC分類模式進行影像分類，進而形成水稻田物件的基本型態。研究成果顯示，使用EBC分類器可在各別波段產生切割點後並計算

出每個屬性的IG值。IG值代表資訊的分類能力，在此IG值愈大代表影像分類的的能力愈高。本研究選擇使用累積IG百分比大於60% 為門檻值，可得到IR-Homo、B、G與IR等4個波段後，利用上述4個波段並藉由波段組合的方式建立出所謂的分類知識規則。此項分類知識規則可以成功的將複雜的影像資訊問題，轉化成如IF...THEN法則的一階邏輯概念的程序表達形式，這個形式會相較於傳統的統計參數式分類法則(如MLC法)更能有效的表達出影像的知識內涵。就結果而言，物件導向型分類器是利用Regional-based的概念進行影像分類，在結果上無點狀雜訊之情形(椒鹽效應)，

從檢核結果觀點來看，物件導向式分類器之點檢核精度結果為整體精度：92.29%、Kappa統計：0.8426；而在面檢核方面，其整體正確率為97.09%，誤判率與漏判率分別為5.15%與8.54%。表示物件導向分類器不管是在整體影像主題圖繪製目標上或在水稻物件錯判與遺漏的控制上，皆有所成果。不過另一方面，物件導向分類器的成果當中仍然存在一些誤漏判問題，發現上述問題的誤判多是因為區塊在生成過程中樣本之光譜、紋理等屬性過於相近，造成目標物與非目標物聚合在一起而造成結果上的誤判，因知識表達能力不夠所造成之漏判結果。不過整體而言，本研究所使用之物件導向式分類器其整體精度較高，而其個別的誤漏判機率比較低而且也比較相近，顯示本研究所使用的物件導向分類器在製作水稻主題圖上較為理想。

引用文獻

- 黃沛羣，(2008) 以資訊探勘技術改進隔震設計參數之策略，國立中興大學土木工程學系所博士論文。
- 萬絢、閻嘉義 (2009) 以亂數基礎分類法和 Fuzzy-C-means 分群法分析土石流判釋問題，水保技術，4(1):37-46。
- 雷祖強、周天穎、鄭丁元 (2006) 運用 QuickBird 衛星影像於水稻田坵塊萃取之研究，航測與遙測學刊，11 (3) :297-310。
- 雷祖強、周天穎、鄭丁元 (2007) 應用半變異元模式於 QuickBird 影像中植生類別分類特性之研究，航測與遙測學刊，12 (1) :1-16。
- 雷祖強、李哲源、葉惠中、萬絢 (2009) 以區塊化物件分類法萃取 ADS-40 影像中水稻田坵塊資訊之研究，航測與遙測學刊，14 (2): 127-140。
- Blaschke, T., and Strobl, J., (2001) What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS*, 6:12-17.
- Lei, T. C., Wan, S., and Chou, T. Y. (2008) The comparison of PCA and discrete rough set for feature extraction of remote sensing image classification – a case study on rice classification, *Taiwan, Computational Geosciences*, 12:1-14.

- Magimai-Doss, M., Hakkani-Tur, D., Cetin, O., Shriberg, E., Fung, J., Mirghafori, N., (2007) Entropy Based Classifier Combination for Sentence Segmentation, ICASSP 2007, 4:189-192.
- Maruyama, T., Kawachi, T., Singh, V. P., (2005) Entropy-based assessment and clustering of potential water resources availability, Journal of Hydrology, 309:104-113.
- Wan, S., (2009) A spatial decision support system for extracting the core factors and thresholds for landslide susceptibility map, Engineering Geology, 108:237-251.