

物件導向分類於大蒜作物判釋之研究

傅建嘉

逢甲大學土地管理系研究生
e-mail: M9717786@fcu.edu.tw

李瑞陽

逢甲大學土地管理系副教授
e-mail: rylee@fcu.edu.tw

摘要

農作物產量管控一直是政府重要的農業政策。在台灣大蒜屬於敏感性經濟作物，過去政府對於大蒜產量之紀錄，主要是以人力調查，此種方法費力且費時。而透過遙感探測技術則可快速精確掌握農情資訊。過去遙測影像分類大都採用像元式(pixel-based)分類方法，藉由特定統計方法進行分類，逐一給予影像中每個像元一個統計類別，但此種方法忽略了空間中有意義之地物並非由單一像元所組成。因此本研究欲將物件導向(Object-Oriented)的概念引入影像分類，以區塊為單元加入合適空間特徵資料協助影像分類，探討物件導向式分類方法對於大蒜作物面判釋之可行性。

關鍵詞：遙感探測、物件導向、敏感性作物。

Abstract

Control of crop yield has been the one of important agricultural policy. In Taiwan, garlic is a category of economically sensitive crop. Inventory of garlic fields based on field investigation has been conducted yearly for many years, it is labor intensive and time consuming. Through remote sensing technology can quickly and accurately grasp the situation of agricultural information. The method of traditional pixel-based classification assigns each pixel a single statistical class through the different approaches. The method ignore features formed not by a single pixel. The study uses the object-oriented method which utilizes the segmentation technique to create regions and employs suitable spatial knowledge for interpreting different land use types. The potential of using the object-oriented method in interpretation of the garlic crop area will also be discussed.

Keywords: remote sensing, object-oriented, economically sensitive crops.

1. 前言

隨著科技進步，國內遙測技術已運用在農作物之判釋。由於遙測影像包含多種光譜波段的反射資訊，而在不同的土地利用類別上其所呈現之光譜反射值亦不同，因此，多數影像判釋方式，多以此特性進行影像分類，逐像元地賦予類別一像元統計值的像元式(pixel-base)分類法，藉由特定統計方法的分析與歸類，單純著重於影像中光譜值(spectral)的分析，但其分類成果通常不佳。針對上述情況，許多考慮地物空間特徵的遙感影像分類方法得以發展，如支持向量機、紋理分類等。在分類過程中，考慮了地物的紋理、形狀、尺寸等空間特徵，以像元的空間特徵輔助光譜以提高分類精度。

本研究就是利用物件之概念，嘗試以區塊(region)作為判釋單元，將所獲取之周邊資訊納入考量，依現實地物之分佈情形做為判釋準則，利用物件導向式(object-oriented)分類方式，透過形狀、位置、陰影、光譜值、緊密度(compactness)、位相關係(topology)等物件資訊，依照人類的知覺方式，建立大蒜之分類規則，並提高分類成果之精度。

2. 研究目的與研究範圍

一、研究目的

- 1、有效運用空間特徵，萃取實驗區之完整區塊。
- 2、將判釋影像進行數值資料化，並依各種演算法計算統計各地物的特徵值，以做為分類的依據及準則。
- 3、以物件導向式分類法對大蒜進行面積之判釋，並與逐像元監督式分類法進行比較分析，整理出優缺點及誤差問題。

二、研究範圍

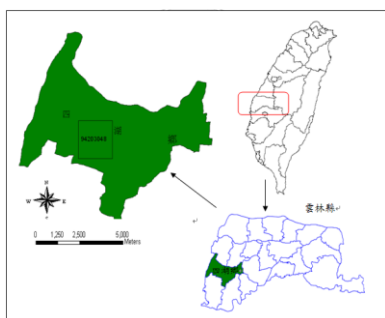


圖 2-1 研究範圍圖

本研究選定雲林縣四湖鄉「94203048」圖幅為本研究之研究範圍。

3. 研究材料與方法

本節主要是說明本研究之研究方法和流程，以及影像分類法的介紹。

3.1 作物生長知識

大蒜是本省重要的作物，其中以雲林縣沿海地區種植最多達 4,553 公頃。一般來說，種植大蒜的田畦寬有 2 呎半，使大蒜在遙測影像中有一定的紋理規則。另外根據種種的研究指出，歸納大蒜的生長時期如表 3-1 所示。

表 3-1 大蒜耕作與採收時間

	月份
耕作期	十月～十一月
生長期	十一月～二月
採收期	二月～三月

3.2 研究材料

本研究使用之影像為民間司所拍攝，並經過正射融合之處理，影像具有紅波段、綠波段與藍波段及近紅外光四個波段，如表 3-1 及圖 3-1 所示。

表 3-2 正射鑲嵌航照基本資料表

影像名稱	正射鑲嵌航照
拍攝時間	98 年 12 月 25 日
影像解析度	40 公分
具備的波段	紅光段、綠光段、藍光段、近紅外光



圖 3-1 「94203048」航空影像示意圖

3.3 地坵塊資料與地真資料

外業調查方面先取得之耕地坵塊圖資料，為行政院農業委員會農糧署所提供 1/5000 之耕地坵塊圖，此向量圖檔作為現地調查與遙測判釋結果填入屬性的基礎，如圖 3-2 所示。



圖 3-2 94203048 耕地坵塊圖

調查時使用汽車搭配筆記型電腦的 SuperGIS 與 GPS 定位之作業方式，至現地實際調查與訪談研究區域大蒜生長期和分布情形並記錄之，之後利用 GIS 軟體製作本研究的地真資料。

3.4 物件導向

一、物件導向概念

物件導向的分類方法主要是以區塊為基本的分類單元，提取影像中的空間特徵值進行影像分類，因此，除了一般分類常使用的光譜外，物件導向式分類可對不確定之空間特徵，使用形狀 (shape)、真實世界地物之位相關係 (topological relation) 改善分類結果 (Ursula C., 2003)；除此之外，物件導向更加入了人類

的思考邏輯，運用相鄰關係及上下階層物件間的繼承關係，物件導向的概念其實就是一種加入大量空間資訊的高階分類，運用人對地物的認知所產生的知識讓電腦知道影像中到底存在什麼地物（林冠儒，2004）。

二、影像分割

進行物件導向式分類，最初的步驟為影像區格化分割（image segmentation），根據研究需要或目的，選擇適當的分割尺度（scale）與異質性參數設定（heterogeneity），將影像分割成區塊狀。然而，如何找出最適當的分割尺度，目前並沒有一套標準能當作依據，加上也會被影像解析度等因素所影響。因此，原則上以是否能有效將地物輪廓（邊界）完整萃取，用來判斷分割尺度的適當性。

本研究所使用之分割方法為多解析度分割法，也可稱為多尺度分割法，是為了萃取影像物件所開發的一種分割方式，將影像分類單元由單一的像元變成眾多個均質區域的影像物件。

分割方式為整張影像中同質的被歸類成一區，直到整張影像都被分割成區塊狀才會停止。多解析度分割法著重於在影像的尺寸（size）、形狀（shape），例如使用尺度、形狀與平滑度等異質性參數之設定。其分割異質性指標之計算如下：

$$f = w_{color} \cdot \Delta h_{color} + w_{shape} \cdot \Delta_{shape}$$

形狀參數：

形狀參數則是依據地物分布情形而設定，而決定形狀萃取形狀強度之兩個參數主要是平滑度及緊密度，兩參數之調整可利於形狀特殊地物之萃取，下列公式為兩者間權重間的調配，兩者間的和為1：

$$\Delta h_{shape} = w_{smoothness} \times \Delta h_{smoothness} + w_{compactness} \times \Delta h_{compactness}$$

1、平滑度(smoothness)：

平滑度參數的調整，可在影像切割時更完整萃取邊緣平滑的地物，這裡指的是區塊的實際邊長 l 與最短邊長 b 的關係，當某些地表物件形狀複雜，但研究者不需如此複雜描述時，

則可減少細節輪廓之描述，於平滑度參數設定較高的權重。

$$\Delta h_{smoothness} = n_{merge} \times \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left(n_{obj_1} \times \frac{l_{obj_1}}{b_{obj_1}} + n_{obj_2} \times \frac{l_{obj_2}}{b_{obj_2}} \right) = \frac{l}{b}$$

2、緊密度(compactness)：

緊密度則適用則是依判釋地區地物排列之緊密程度而定， l 為實際的邊長， n 為區塊內所包涵的像元數量當緊密度愈高時，分割的區塊愈趨近於長方形。

$$\Delta h_{compactness} = n_{merge} \times \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left(n_{obj_1} \times \frac{l_{obj_1}}{\sqrt{n_{obj_1}}} + n_{obj_2} \times \frac{l_{obj_2}}{\sqrt{n_{obj_2}}} \right) = \frac{l}{\sqrt{n}}$$

三、規則建立

多尺度分割後，影像的基本單元是由同質像元組成的多邊形物件。每物件可計算出所包含像元的光譜信息以及物件的形狀訊息、紋理訊息、位置訊息以及物件間的相位關係訊息等。具體的分類規則可以充分利用物件所提供的各種訊息進行組合，以提取具體的地物。不同層次可以針對特定地物建立各自規則，通過不同分類規則的層間傳遞，使得分類規則的建立不僅可以利用本層對象信息，也可以利用比本層高或低的其他層次的對象信息。此外，階層關係以兩種方式呈現，分別是繼承與集合語意：

一、繼承 (inheritance)

繼承關係指的是上下階層間之類別有著繼承關係，而位於下層的類別（sub-class）會繼承上層類別（super-class）的類別描述。

二、集合語義 (groups, 或譯作組)

在自然界中，並非所有地都依照單純物件之空間特徵而歸於同一類別，像複合式地物的操作以及相同類別卻擁有不同空間特徵描述之階層關係等。簡單來說，集合語意就是透過語意將不同的類作結合。

四、使用參數介紹

在物件導向分類中運用了許多參數作為辨識的條件，影像中的每個區塊都能經過計算求得這些參數，可視為區塊屬性的一部份；其中，每個條件可設定自己的歸屬函數(membership function)或門檻值(threshold)，其中歸屬函數使參數轉換成對此條件的歸屬值，經過邏輯運算因子後，可得對各類別之歸屬值，歸屬值最大的類別則被定義為此區塊的類別。本節將針對知識庫中所使用的參數，詳細介紹區塊屬性的計算方式。

一、明亮度(brightness)：

以藍光、綠光、紅光以及近紅外光這四個波段的光譜平均值為區塊的明亮度指標。

$$brightness = \frac{B + G + R + IR}{4}$$

二、各波段光譜值(R,G,B,IR)：

為區塊中所有像元在各波段上的平均值。R 為紅光波段，G 為綠光波段，B 為藍光波段，IR 為近紅外光波段。

三、標準差(STD)：

為區塊中所有像元在各波段上的標準偏差。作為判斷區塊是否均勻的機制。

四、熵(Entropy)

此項指標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，熵是一種反向的高相關統計量。

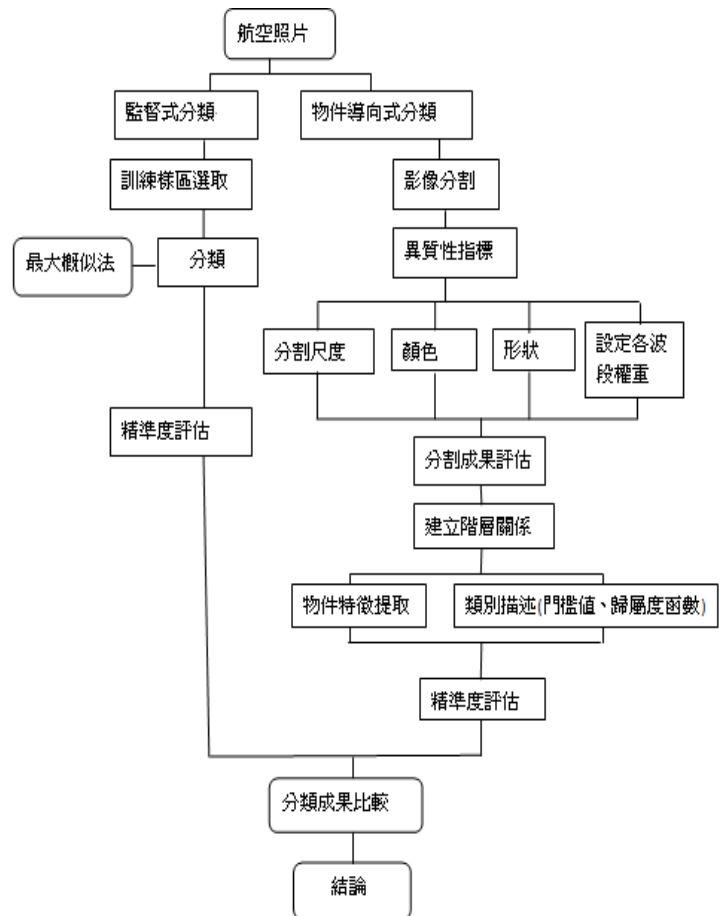
$$ENT = -\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N C_{ij} \log C_{ij}$$

3.5 研究流程

本研究主要是將實驗區的航空影像利用監督式分類法以及物件導向式分類法進行大面積之判釋；在物件導向分類法中，首先要對影像進行分割，以提取出各類別之物件，在分割過程中則需透過尺度、顏色、形狀及各波段權重之設定，以分割出最適當的物件輪廓，之後對分割後成果做評估。分割完成後即可對物件進行各種特徵值之計算以及門檻值之設

定，並設定階層關係，完成分類。而在監督式分類法中則是利用最大概似法進行分類。最後歸納出監督式分類法與物件導向式分類法之精度成果，進行探討比較。研究流程如圖 3-3 所示。

圖 3-3 研究流程圖



4. 實證分析

本節是透過物件是分類法進行實驗區影像的分類，並將其分類之成果與監督式分類法作比較與探討。

4.1 影像分割成果

本研究所使用之分割方法為多解析度分割法，其分割之參數設定如表 4-1，分割成果如圖 4-1。由圖 4-1 可看出當分割尺度為 180 時，實驗區之坵塊輪廓最為完整，因此本研究最終所設定之分割尺度為 180。

表 4-3 影像分割參數設定

Level	圖層權重				影像分割				
	R	G	B	IR	Scale	Color	Shape	Smooth	Compact
1	1	1	1	1	70	0.9	0.1	0.5	0.5
2	1	1	1	1.5	110	0.9	0.1	0.5	0.5
3	1	1	1	1.5	180	0.9	0.1	0.2	0.8

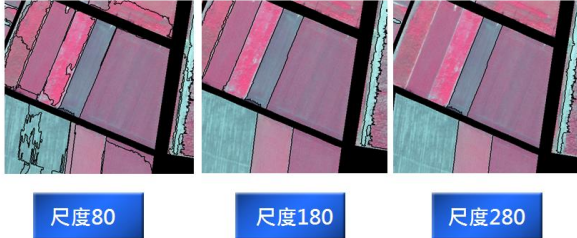


圖 4-4 影像分割成果

4.2 物件特徵

影像分割後即可利用各種不同參數計算出實驗區各地物之特徵值，並繪製成盒鬚圖(box-and-whisker plot)以進行比較分析其整理歸納如下：

圖 4-2 為各地物紅光波段的平均統計值，其顯示大蒜與建物、遮棚的紅光波段平均值是有很大的差異，因此可將此做為區分的依據。

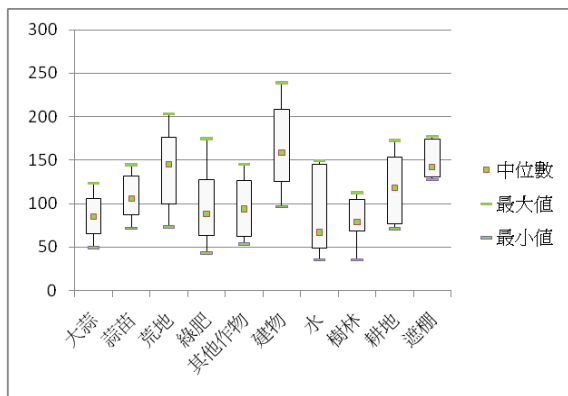


圖 4-2 各地物 Mean R 盒鬚圖

圖 4-3 為各地物綠光波段的平均統計值，其中顯示大蒜與建物、遮棚之統計值能夠有所區分，因此也可做為分類之依據。

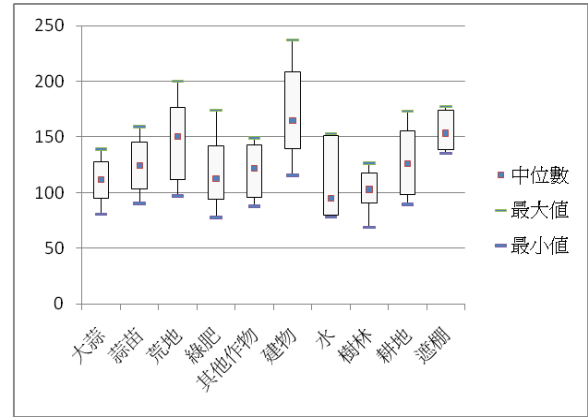


圖 4-3 各地物 Mean G 盒鬚圖

在近紅外光平均值方面，大蒜與水體則能夠被區分，如 4-4 圖所示。

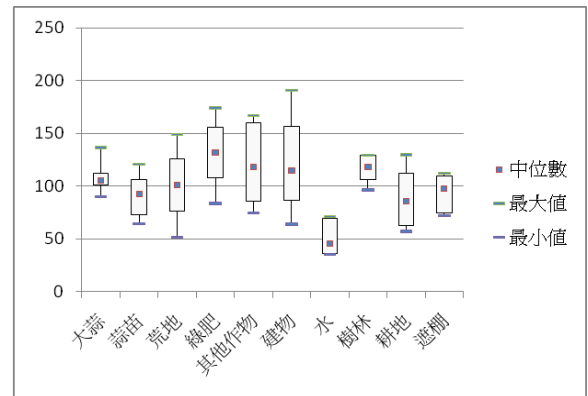


圖 4-4 各地物 Mean NIR 盒鬚圖

圖 4-5 為各地物近紅外光波段之標準差，其中顯示大蒜與建物、樹林在此特徵值下是可以被區分的；在綠肥方面，雖然與大蒜有重疊部份，但比重不多，因此本研究仍將此特徵值做為大蒜與綠肥之依據。

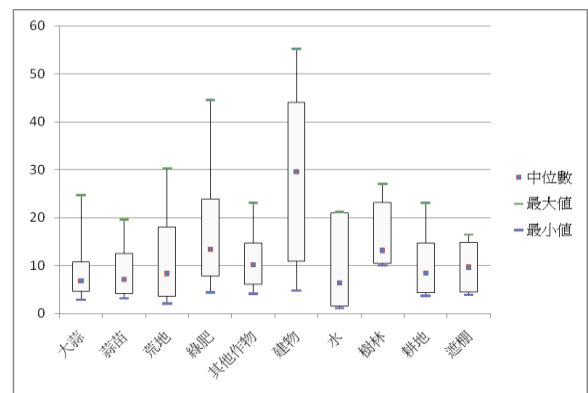


圖 4-5 各地物 Standard deviation NIR 盒鬚圖

圖 4-6 為各地物之亮度平均值，其中顯示大蒜與水體、遮棚是可以區分的。

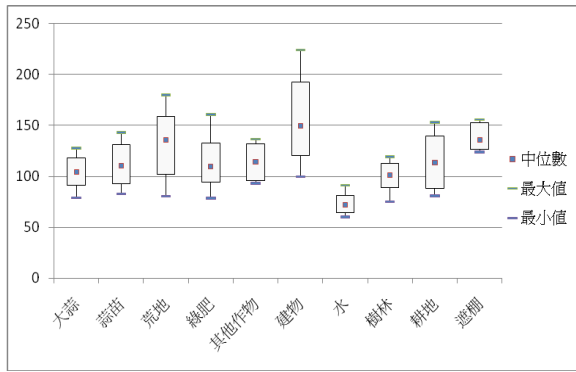


圖 4- 6 各地物 Brightness 盒鬚圖

圖 4-7 為各地物之 Mean Horizontal 值；由於 Mean Horizontal 主要是計算各地物的水平方向性紋理，因此本研究在此又將大蒜、其他作物以及耕地等各分成兩類，第一類代表其田畦方向為縱向，第二類代表其田畦方向為橫向。因此可以看出橫向大蒜雖然與橫向其他作物特徵值有很大的重疊，但與實驗區其他所有地物類別能夠區分，因此可做為分類之依據。

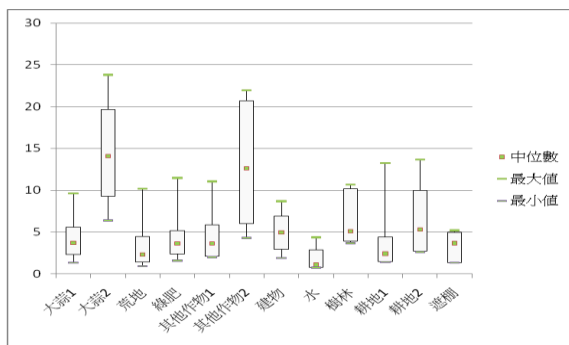


圖 4- 7 各地物 Mean Horizontal 盒鬚圖

圖 4-8 為各地物之 Mean Vertical 值，其是計算各地物的垂直方向性紋理之參數，因此一樣將有田畦之地物各分成兩類。其中大蒜 1 能與荒地、綠肥與其他作物 2 有所區別。

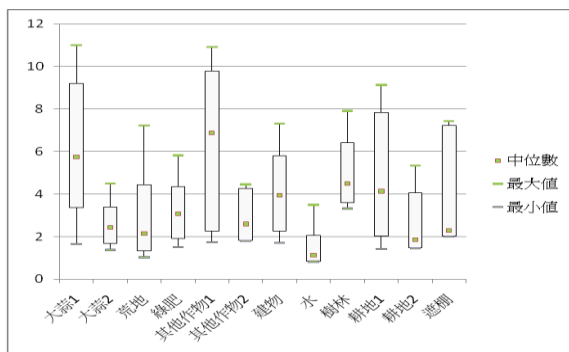


圖 4- 8 各地物 Mean Vertical 盒鬚圖

圖 4-9 顯示，大蒜在在 GLCM Entropy 的特徵值下能與其他作物及樹林有所區別，因此可以做為分類之依據。

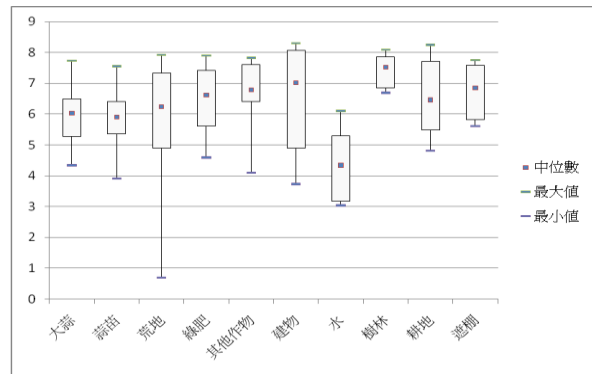


圖 4- 9 各地物 GLCM Entropy 盒鬚圖

圖 4-10 顯示大蒜與荒地、其他作物以及綠肥在 GLDV Entropy 特徵值下能有所區別，因此可以做為分類之依據。

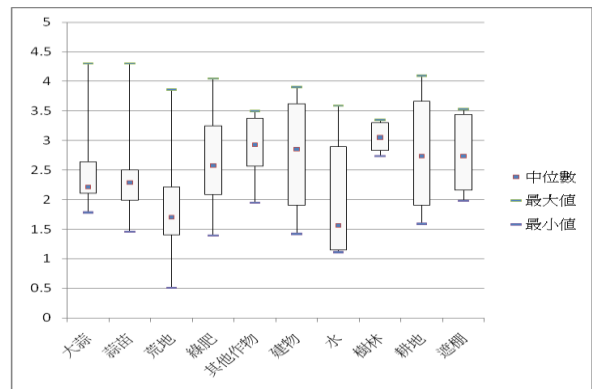


圖 4- 10 各地物 GLDV Entropy 盒鬚圖

4.3 物件類別描述階層關係

藉由 4.2 節各地物特徵值之統計分析，進而整理歸納出分類階層表，如表 4-2 所示，最後再依此規則進行分類

表 4-2 類別描述表

第一層	類別描述	第二層	類別描述	第三層	類別描述
水體、 遮棚、 建物 其他	Mean NIR<=65				
	Brightness<=53				
	Mean R>=140				
	Mean G>=150				
其他	Shape index>=3				
	Area<=300				
	None of the above				
坵塊	None of the above	坵塊一	Mean Vertical>=4.6	大蒜	GLCM Entropy<=7
					GLDV Entropy<=2.88
					Brightness<=101
					Standard deviation NIR 10~12
					Mean NIR 125~130
		坵塊二	Mean Horizontal>=7	大蒜	GLCM Entropy>=6.5
					GLDV Entropy<=1.7
		其他	None of the above	其他	None of the above

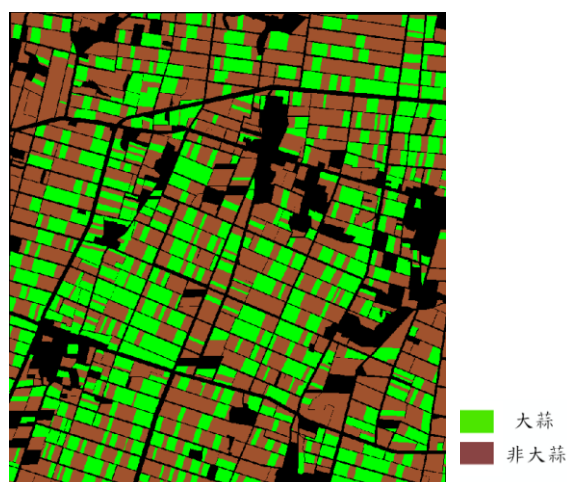


圖 4-10 物件導向式分類成果圖

4.4.2 物件導向式分類後誤差分析

圖 4-11 為分類後之誤差分佈圖，其是將地真資料與分類成果重疊比對，即可得知錯誤發生的地方。

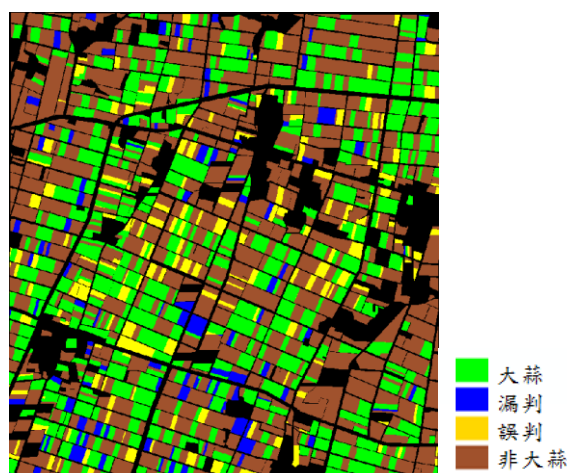


圖 4-11 物件導向式分類誤漏判圖

4.4 分類成果精度分析

本小節針對物件導向式分類法對於大蒜面積判釋做精準度評估，並整理出判釋錯誤的原因，之後再與監督式分類法判釋成果進行精度比較。

4.4.1 物件導向分類成果

圖 4-10 為物件導向式分類成果圖，其誤差矩陣如表 4-3 所示，總體精度為 87%，大蒜的生產者精度為 87%，使用者精度為 80%，因此可以解釋有 13 % 的大蒜被漏判，有 20% 的大蒜被判為非大蒜。其原因將於下節討論。

表 4-3 分類誤差矩陣

	物件導向分類	
	生產者精度	使用者精度
大蒜	87%	80%
非大蒜	87%	92%
總體精度	87%	

歸納上圖所得到的現象，整理出大蒜漏判現象與誤判現象的原因。

1、漏判現象

圖 4-12 大蒜坵塊被漏判之原因，主要是其光譜反應值較一般大蒜之反應值高，因此造成漏判之情形。

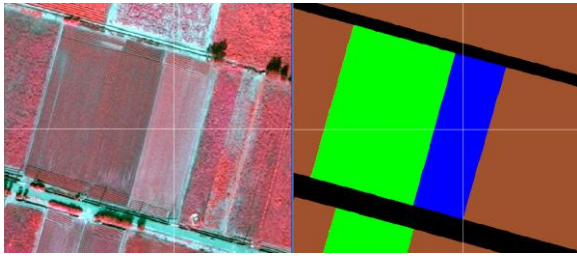


圖 4- 12 大蒜漏判情形一

圖 4-13 大蒜坵塊被漏判之原因，主要是因為其紋理值比一般大蒜之紋理值明顯，造成 GLCM Entropy 與 GLDV Entropy 兩種演算法所計算之成果值過高，因而造成漏判。

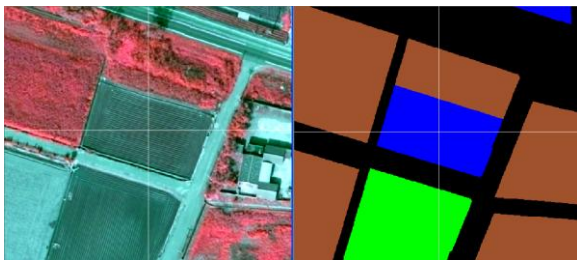


圖 4- 13 大蒜漏判情形二

圖 4-14 漏判情形，主要是因為其光譜反應值與綠肥之反應值相近，而造成漏判。

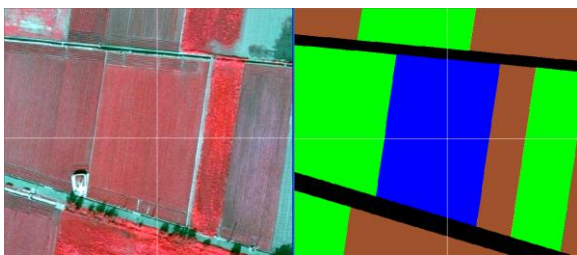


圖 4- 14 大蒜漏判情形三

2、誤判現象

圖 4-15 誤判之坵塊，其光譜值反應值與大蒜相近，且計算出的紋理值也接近大蒜，因而造成誤判。

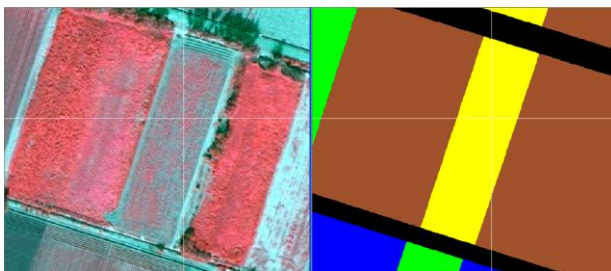


圖 4- 15 大蒜誤判情形一

圖 4-16 之誤判原因主要是因為其光譜反應值與剛種值大蒜之光譜反應值相近，因此造成誤判。

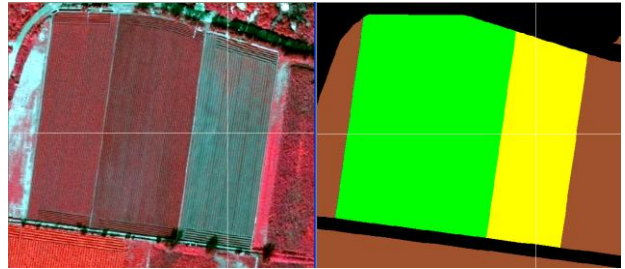


圖 4- 16 大蒜誤判情形二

圖 4-17 誤判之坵塊為綠肥，其光譜反應值與大蒜相近，因此造成誤判，這種混淆情形在本研究中屬於最主要之誤判。

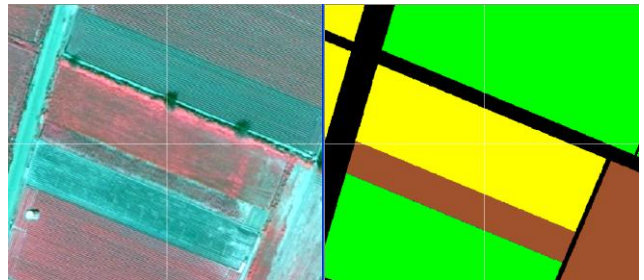


圖 4- 17 大蒜誤判情形三

3、結構性誤判

主要是因為在分割時，屬性過於相近，造成分割過程中目標物與非目標物聚合在一起而造成結果特徵上的誤判，如圖 4-18 所示，少數綠肥與大蒜會因光譜特徵太過相近，造成兩者被歸為同一物件，因而造成判釋上的誤差。

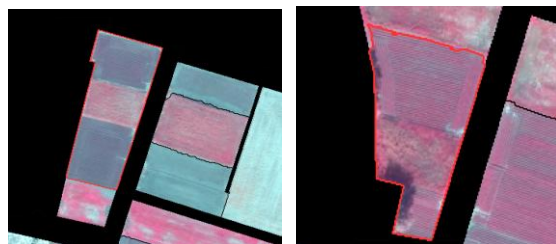


圖 4- 18 結構性誤判情形

4.4.3 監督式分類法成果

監督式分類法之成果如表 4-4 所示，總體精度為 82%，大蒜的生產者精度為 83%，使用者精度為 70%，也就是有 18 %的大蒜被漏判，有 30%的大蒜被判為非大蒜，其分類的精度都

較物件導向分類法還低；顯示只利用光譜值做為大蒜判釋依據，是無法得到較佳的分類成果。

表 4- 4 分類誤差矩陣

	監督式分類	
	生產者精度	使用者精度
大蒜	83%	72%
非大蒜	80%	89%
總體精度	82%	

5. 結論

國內目前農作物的影像判釋研究大多是以水稻為主要研究對象，對於經濟作物的判釋研究文獻相當地稀少，增加本次研究的困難度。然而本研究以雲林縣四湖鄉之大蒜為主要研究對象，利用鑲嵌航照透過物件導向式分類法與監督式分類法進行分析，並進行誤差分析與討論，進而探討大蒜判釋之優劣。茲將本研究之結論分述如下：

監督式分類後，大蒜被誤判的情形非常嚴重，主要因為監督式分類法是以光譜為依據進行分類，因此大蒜容易與綠肥或其他光譜值相近之作物混淆，而剛種植之大蒜與裸露地也無法清楚分類。物件導向式分類，除了光譜資訊外，還可利用其他多種物件特徵進行分類，例形狀、尺寸、紋理、位置、及關聯性等，因此大蒜與其他田畦作物能夠清楚分類，且降低綠肥的混淆程度，其分類效果較監督式分類法好。

雖然基於物件和規則的分類方法之分類精度較像元式的分類法高，但以下問題需進一步研究：

一、如何科學地確定分割尺度，不同的尺度分割可以獲取一部分信息，同時不可避免地損傷了另一部分資訊。

二、物件的特徵參數選取，在眾多的特徵參數中，如何通過有效的特徵參數組合達到最佳分類。

三、分割和特徵參數計算所造成的大量數據處理給分類帶來的困難，如何實現分類精度和效率的平衡。

參考文獻

[1] 朱子豪、黃昭雄、徐逸祥(2008)：97 應用遙測技術於敏感性作物生產調查(1/3)，行

政院農業委員會農糧署。

[2] 吳政庭(2004)：多元尺度影像與半變異元紋理法於都市水稻田分類之研究，逢甲大學土地管理學系碩士論文。

[3] 周天穎(2005)：地理資訊系統理論與實務，儒林圖書有限公司。

[4] 林滄澤(2000)：大蒜栽培生產技術，台南區農業改良廠。

[5] 曾義星(2006)：應用航遙測影像辨識及地理資訊技術於敏感性作物種植面積調查(1/3)，行政院農業委員會農糧署。

[6] 鄧佩欣，2009，物件導向式分類應用於土地利用類別判釋之研究，逢甲大學土地管理系碩士論文。208-215.

[7] Definiens Professional 5 Reference Book, 2006, Definiens. *Digital Libraries*:

[8] Definiens Professional 5 user guide, 2006, Definiens.

[9] Connors, R.W., and C.A. Harlow (1980b): A theoretical comparison of texture algorithms. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2(3):204-222.

[10] Haralick, R. M., K. Shaumugam, & I. Dinstein(1973): Texture features for image classification. *IEEE Transactions, Man, and Cybernetics*, 3(6): 610-62