

## 應用遙測技術於農作物生產調查—以敏感性作物鳳梨為例

臺灣大學理學院空間資訊研究中心 黃昭雄、徐逸祥、朱子豪

### 一、緣起

天災會造成農作物的損失，使農民血本無歸，但除了天災之外，產銷失衡也是農民最怕遭遇的「災難」。錯誤資訊的傳播，常使農民一窩蜂搶種某種農作物，而造成產量過剩及價格崩盤。為避免此情形，並掌握及預估重要農糧產品的生產面積或產量，農委會特訂定「重要農糧產品生產申報預警處理要點」，並自 96 年起實施，主要是藉由生產申報、監測、資訊發布與預警等作業程序，以及產銷失衡輔導措施，促進供需平衡，穩定農糧產品價格，維護農民收益。目前規範的重點作物包括鳳梨、香蕉、柳丁、木瓜、洋蔥、花生、大蒜七項，這些作物也稱之為「敏感性作物」。農民若能配合辦理申報，則可優先接受農委會實施之各項產銷輔導措施協助、農糧產品生育期間，經評估有生產過剩之虞，則會在輔導產地採取疏花(果)、耕鋤、廢棄等措施；農糧產品盛收期間，若產地價格趨於直接生產成本，有產銷失衡之虞，得採取促銷、購貯或加工等調節措施，以減少市場流通量，穩定產地價格；若產地價格低於直接生產成本 95%時，農委會更會考慮啟動收購措施，以確保農民收益。

目前敏感性作物生產調查除仰賴農民自行登記外，另一則由田間調查員赴田區以目視方式進行生產面積的估算。農民自行登記除可靠度仍有待檢驗外，未登記通報之比例仍過高，對於產量預估時有影響之處；而現地調查的方式則費時費力，並不符合經濟效益。因此在遙測技術日漸成熟的今日，可利用高解析度的衛星影像或航空照片來獲取敏感性作物細微的資訊，並進行自動化判釋，不僅成本低、速度快，更可大面積的獲取資訊。

### 二、研究方法

本研究判釋所使用之衛星影像為福衛二號彩色融合影像，空間解像力為 2 公尺，並由人工判釋之方式去除所有雲霧及雲影。自動判釋主要以兩種影像資訊進行實作，一為依據光譜特性，一為依據紋理特性，詳細之研究作業流程如下所述。

#### (一) 依光譜特性進行影像分類

本研究結合非監督及監督性分類法，依鳳梨的光譜特性進行影像分類。訓練樣區是從現地調查資料中篩選出來，而因坵塊圖與衛星影像套疊時會產生對位位移的現象，且由於每個坵塊面積不大，在與網格式套疊時，邊界部分容易造成混淆產生判釋的錯誤，且此類像元眾多，恐造成判釋精度不佳。為解決此問題，訓練樣區的坵塊範圍邊界各做 4 公尺的環域(buffer)，再將此環域去除(mask)，以避免邊界位移所造成的誤差。接著利用環域去除後的樣區範圍切割衛星及航照影像，以此得到鳳梨及非鳳梨訓練樣區之光譜資訊，再以非監督之 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis. Technique A) 方式建立 20 類鳳梨及 20 類非鳳梨光譜均質類別統計資訊。最後依此統計資訊，以最大相似法(maximum likelihood)進行自動分類判釋，得到鳳梨 20 類及非鳳梨 20 類之分類後影像。最大相似法之決策函數可表示如下：

$$D = \ln [ac] - [0.5 \ln (|Covc|)] - [0.5 (X-Mc) T (Covc^{-1}) (X-Mc)]$$

其中 D 為「weighted distance」，亦可視為類別歸屬機率；c 為「a particular class」；X 為「the measurement vector of the candidate

pixel」;  $\mu_c$  為「the mean vector of the sample of class  $c$ 」;  $a_c$  為「percent probability that any candidate pixel is a member of class  $c$ 」;  $Cov_c$  為「the covariance matrix of the pixels in the sample of class  $c$ 」;  $|Cov_c|$  為「determinant of  $Cov_c$  (matrix algebra)」;  $Cov_c^{-1}$  為「inverse of  $Cov_c$  (matrix algebra)」;  $\ln$  為「natural logarithm function」;  $T$  為「transposition function (matrix algebra)」。

## (二) 依紋理特性進行邏輯分類

由於融合影像較能呈現鳳梨的種植排列特徵，因此可由彩色融合之福衛影像或航照中計算紋理資訊。

首先依耕地坵塊圖將影像進行影像分割 (segmentation)，再計算每一個分割範圍中的 GLCM 值，共包含 homogeneity、contrast、dissimilarity、entropy、ang. 2nd moment、mean、standard deviation、correlation 等 8 種度量指標。由於 8 種度量指標可對影像每一個波段計算出紋理值，因此最後每一個分割範圍將產生 40-50 個紋理值。在如此多的紋理度量指標中，難以挑選最佳的指標以及閾值來區分作物，故本研究引用決策樹中的分類及回歸樹 (classification and regression tree, CART)，協助挑選最具代表性之紋理指標以及最佳之閾值。CART 分析為資料探勘 (data mining) 技術的一種，是利用簡單的問題來將資料作分類的動作，在樹的起點，先透過門檻值的設定，來將資料分成兩個不同的群組 (binary splits)，不斷的重複步驟後，最後決定所有資料的分類方式或預測；決策樹的結構亦可顯現出輸入層間的階層關係與非線性關係，其間的關係通常是藉由不同的末端點對給定分類的描述來加以建立的；決策樹演算法是監督性的，需要對資料作訓練以長成決策樹 (吳宗曄, 2004)。因此本研究亦選擇與光譜特徵分類相同的訓練樣區，供 CART 產生鳳梨與非

鳳梨之規則。

依上述之研究方法，可歸納本研究流程如下圖所示。

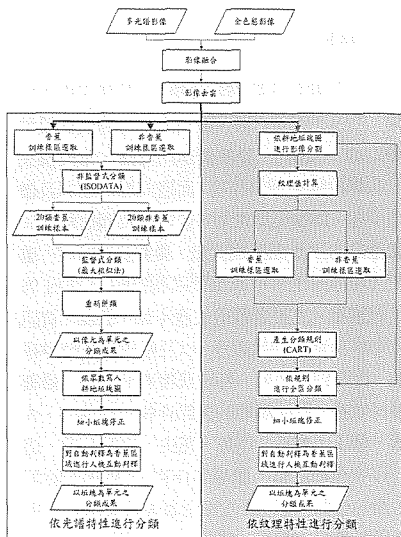


圖 1 研究流程圖

## 三、民雄試做區分類判釋成果

本次鳳梨判釋以民雄為試做區，主要是以 2008 年 4 月 16 日的福衛影像進行分類，並同時探討依光譜特性進行影像分類及依紋理特性進行邏輯分類之成效。

### (一) 依光譜特性進行影像分類

由於民雄地區鳳梨的種植時序不一致，因此在同一天的影像中常見鳳梨幼株成株並存的現象，而幼株的光譜及紋理特徵易與非鳳梨中的裸露地混淆，故本研究先以 9420-2-079 的 1/5000 圖號範圍探討訓練樣區精選前後之判釋正確性差異，以確定何種訓練樣區抽取模式可得到較佳之判釋成果。

### 1. 訓練樣區未精選

此部分是在鳳梨的訓練樣區中同時挑選幼株和成株，在非鳳梨的樣區中則挑選包含裸露地及其它所有非鳳梨的地物，來進行影像分類。以像元為單元的分類結果產生後，再與耕地坵塊資料進行套疊，得到以坵塊為單元的分類結果，將分類結果套疊回坵塊之優點在於可去除像元式分類結果的雜訊(圖2、圖3)。最後經細小坵塊改正後，針對 9420-2-079 的判釋結果與現調資料比對，整體精度約為 82.58%，kappa 值為 0.435，由圖4及表1可知，非鳳梨誤判為鳳梨之情形較多。

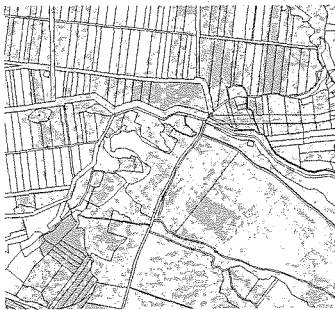


圖2 套疊坵塊前後判釋結果之差異比較  
(像元為單元之分類結果)



圖3 套疊坵塊前後判釋結果之差異比較  
(坵塊為單元之分類結果)

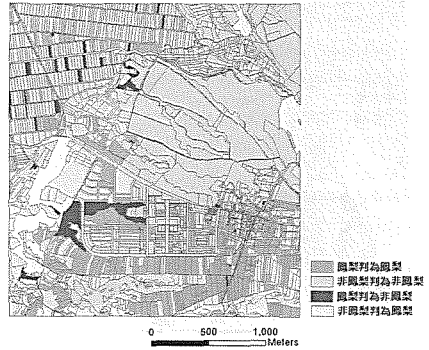


圖4 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依光譜特性進行分類之成果(訓練樣區未精選)

表1 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依光譜特性進行分類後之精度(訓練樣區未精選)

		地真資料(單位:坵塊數)			
		鳳梨	非鳳梨	總計	使用者精度
分類結果	鳳梨	279	477	756	36.90%
	非鳳梨	38	2162	2200	98.27%
	總計	317	2639	2956	
生產者精度		88.01%	81.92%		82.58%

kappa值 0.435

### 2. 訓練樣區精選

此部分是在鳳梨的訓練樣區中去掉鳳梨幼株，僅留成株，非鳳梨的訓練樣區中則刪除掉容易混淆之裸露地，如此雖然可能漏判小鳳梨，但可避免過多裸露地被誤判為鳳梨。以像元為單元的分類結果產生後，再與耕地坵塊資料進行套疊，得到以坵塊為單元的分類結果。最後經細小坵塊改正後，針對 9420-2-079 的判釋結果與現調資料比對，整體精度約為 84.03%，kappa 值為 0.417，由圖5及表2可知，非鳳梨誤判為鳳梨之情形仍較多。



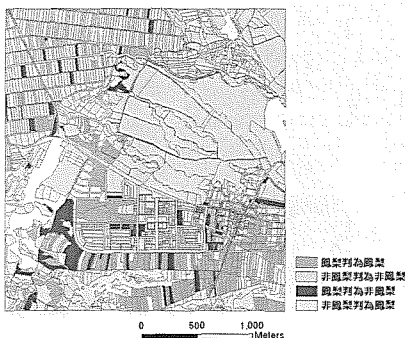


圖 5 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依光譜特性進行分類之成果 (訓練樣區精選後)

表 2 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依光譜特性進行分類後之精度 (訓練樣區精選後)

		地真資料 (單位: 坵塊數)			
		鳳梨	非鳳梨	總計	使用者精度
分類結果	鳳梨	236	391	627	37.64%
	非鳳梨	81	2247	2328	96.52%
	總計	317	2638	2955	
生產者精度		74.45%	85.18%		84.03%
kappa值 0.417					

若結合人機互動判釋, 對被判釋為鳳梨之坵塊進行人工判釋, 則需被判釋的坵塊比例約佔 21.22%, 可提升整體精度至 97.26%, kappa 值為 0.839, 並完全將非鳳梨誤判為鳳梨之情形進行消除, 如表 3 所示。

表 3 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像分類後再進行人機互動判釋後之模擬精度 (訓練樣區精選後)

		地真資料 (單位: 坵塊數)			
		鳳梨	非鳳梨	總計	使用者精度
分類結果	鳳梨	236	0	236	100.00%
	非鳳梨	81	2638	2719	97.02%
	總計	317	2638	2955	
生產者精度		74.45%	100.00%		97.26%
kappa值 0.839					

## (二) 依紋理特性進行邏輯分類

由於精選後之訓練樣區有較佳之判釋成果, 因此紋理特性的分類也以精選後之樣區進行。CART 依據訓練樣區的紋理指標所產生的鳳梨作物判釋規則為:

IF {HOMOGENEITY > 0.184975 AND  
LAYER1\_ENTROPY <= 5.92229 AND  
LAYER1\_MEAN <= 51.9055 AND  
LAYER3\_CORRELATION <= 0.916203}

OR

{HOMOGENEITY > 0.184975 AND  
LAYER1\_ENTROPY <= 5.92229 AND  
ALL\_MEAN > 57.8229 AND  
LAYER1\_MEAN > 51.9055 AND  
LAYER1\_MEAN <= 59.2163}

OR

{HOMOGENEITY > 0.184975 AND  
LAYER1\_ENTROPY > 5.92229 AND  
LAYER2\_MEAN <= 91.0907 AND  
ALL\_MEAN > 49.456 AND  
LAYER3\_MEAN > 81.7725}

其中 LAYER1 代表福衛影像中的紅光段, LAYER2 為綠光段, LAYER3 為藍光段, LAYER4 為紅外光段, ALL 代表由全部波段所計算之紋理指標。

依據上述產生之鳳梨判釋規則, 再與耕地坵塊資料進行套疊, 得到以坵塊為單元的分類結果。最後經細小坵塊改正後, 針對 9420-2-079 的判釋結果與現調資料對照, 整體精度約為 85.06%, kappa 值為 0.405, 由圖 6 及表 4 可知, 非鳳梨誤判為鳳梨之情形仍較多。

若結合人機互動判釋, 對被判釋為鳳梨之坵塊進行人工判釋, 則需被判釋的坵塊比例約佔 18.56%, 可提升整體精度至 96.59%, kappa 值為 0.787, 並完全將非鳳梨誤判為鳳梨之情形進行消除, 如表 5 所示。

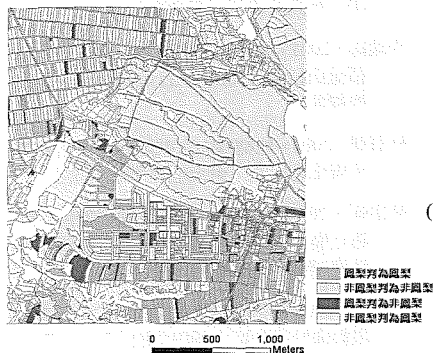


圖 6 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依紋理特性進行邏輯分類成果 (訓練樣區精選後)

表 4 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像依紋理特性進行邏輯分類精度 (訓練樣區精選後)

		地真資料 (單位: 坵塊數)			
		鳳梨	非鳳梨	總計	使用者精度
分類結果	鳳梨	208	341	549	37.89%
	非鳳梨	101	2308	2409	95.81%
	總計	309	2649	2958	
	生產者精度	67.31%	87.13%		85.06%
kappa值 0.405					

表 5 民雄 9420-2-079 圖幅 2008-04-16 福衛影像分類後再進行人機互動判釋後之模擬精度 (訓練樣區精選後)

		地真資料 (單位: 坵塊數)			
		鳳梨	非鳳梨	總計	使用者精度
分類結果	鳳梨	208	0	208	100.00%
	非鳳梨	101	2649	2750	96.33%
	總計	309	2649	2958	
	生產者精度	67.31%	100.00%		96.59%
kappa值 0.787					

#### 四、結論

綜合以上成果，本研究總結以下幾點結論：

(一) 現行的敏感性作物生產申報作業因為非

強制申報，故造成申報率過低，或部分有申報部分沒申報之狀況，造成種植面積統計上的困難與落差，且敏感性作物生產申報是以農地地籍(地段、地號)進行申報，故需透過內政碼與糧食碼轉換才能與耕地坵塊進行空間定位。

(二) 鳳梨之生長時序較不固定，也因品種數量繁多，不同品種產期並非在同一時間，因此無法像水稻判釋一樣利用時間序列變化來進行影像判釋作業，解決方式為利用單時期融合影像 (Pan-sharpened Image) 進行判釋，判釋目標則以鳳梨成株為主。

(三) 民雄種植的鳳梨品種很多，各品種的種植時期皆有所不同，造成遙測影像時期挑選上的困難，因此訓練樣區選擇以產量影響為考量進行選取，亦即以對產量有立即影響的成株或是主要產出鳳梨之坵塊為優先考量，幼株、零星種植或疏於管理之坵塊則暫不考量，此做法是因幼株產量在明或後年，零星種植或疏於管理之坵塊對於今年整體產量影響較小。

(四) 敏感性作物鳳梨在自動判釋上易混淆之地物分別為裸露地。為避免混淆之情形，在選取鳳梨訓練樣區時避選鳳梨幼株，選取非鳳梨訓練樣區時則把裸露地排除，如此精選訓練樣區後可降低混淆判釋之情形。

(五) 敏感性作物利用福衛二號多光譜與全色態之融合影像進行鳳梨之判釋，因鳳梨種值在影像上紋理特性清楚，故依紋理特性進行邏輯分類優於光譜特性進行影像分類；初步成果總體精度可達八成多，若針對判釋為鳳梨之區域進行航照人機互動判釋，則總體精度可提升至九成以上，唯生產者精度普遍低於標準，仍有提升空間。

(六) 衛星影像因解析度限制，雖自動判釋僅能

找出敏感性作物潛勢分佈區域，但優點為能大面積判釋，若搭配航照進入人機互動則可增加判釋正確性達九成以上。

- (七) 民雄並非水稻主要產區，以致於大部分耕地坵塊並未編修，且呈現混亂狀態，部分地區數位化地籍圖更只是數位日據時代地籍資料，造成現地地真資料調查困難與判釋成果套疊誤差，影響判釋精度。地籍坵塊與現地種植區域有明顯不同，尤其以非水稻種植區域較為嚴重，會影響樣區現地調查與影像判釋成果套疊之精度。
- (八) 鳳梨生長期為 18 個月左右，故可針對每年兩期之水稻判釋成果中之非水稻區域進行判釋即可。

#### 參考文獻

- 行政院農業委員會農糧署，2007。重要農糧產品生產申報工作手冊。
- 朱子豪、劉治中、曾義星、雷祖強，2007。應用高時間與空間解像力遙測影像於水稻田耕作調查 (3/3)，行政院農業委員會農糧署。
- 朱子豪、劉治中、曾義星、雷祖強，2006。應用高時間與空間解像力遙測影像於水稻田耕作調查 (2/3)，行政院農業委員會農糧署。
- 朱子豪、劉治中、曾義星、周天穎，2005。應用高時間與空間解像力遙測影像於水稻田耕作調查 (1/3)，行政院農業委員會農糧署。
- 朱子豪、張國楨、李瑞陽，2004。利用高解像力遙測衛星影像輔助農作物耕作清查 (III)，行政院農業委員會農糧署。
- 朱子豪、張國楨、李瑞陽，2003。利用高解像力遙測衛星影像輔助農作物耕作清查 (II)，行政院農業委員會農糧署。
- 朱子豪、張國楨、李瑞陽，2002。利用高解像力遙測衛星影像輔助農作物耕作清查

(I)，行政院農業委員會農糧署。

- 李瑞陽，2007。應用高解像力航空影像於大蒜種植面積調查 (1/2)，行政院農業委員會農糧署。
- 林冠儒，2004。地物導向之航照影像區格知識正規化之研究，台大地理所碩士論文。
- 吳宗曄，2004。空間資料探勘與知識產生-以建立崩坍敏感性評估模式為例，臺灣大學地理環境資源學研究所碩士論文。
- 陳彥宏，2003。運用紋理資訊輔助高解像力衛星影像於都會區水稻田萃取之研究，逢甲大學土地管理學系碩士班碩士論文。
- 郭秀玲，2003。紋理分析於農地利用判釋之研究-以苗栗縣大湖鄉為例，逢甲大學土地管理學系碩士論文。
- 莊雲翰，2002。結合影像區塊及知識庫分類之研究-以 IKONOS 衛星影像為例，中央大學土木工程學系碩士論文。
- 黃和炎，2008。鳳梨，台南區農業改良場特刊第 3 號。
- 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。
- 魏曉萍，2002。QuickBird 衛星影像探討分類方法之研究，中華大學土木工程學系碩士論文。
- Johansen, K., Coops, N. C., Gergel, S. E., and Stange, Y., 2007. Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification. *Remote Sensing of Environment*, 110: 29-44.
- Van Coillie, F.M.B., Verbeke, P.C., and Wulf, R.R.D., 2007. Feature selection by genetic algorithms in object-based classification of IKONOS imagery for forest mapping in Flanders, Belgium. *Remote Sensing of Environment*, 110: 476 - 487.