

## 物件式影像分析技術應用於土地覆蓋分類之研究

# Land-cover Classification Using Object-based Image Analysis Approach

呂明倫\*

Ming-Lun Lu\*

行政院農業委員會特有生物研究保育中心 55244 南投縣集集鎮民生東路 1 號

Endemic Species Research Institute, Jiji, Nantou, Taiwan

\*通訊作者：alan@tesri.gov.tw

\*Corresponding author: alan@tesri.gov.tw

### 摘 要

物件式影像分析(object-based image analysis, OBIA)為一種以物件式為影像分類基礎的新技術，近幾年已有潛力取代以像元為分類基礎的傳統式技術。本研究應用大地衛星(Landsat)影像搭配 OBIA，進行恆春半島土地覆蓋分類之研究，首先，設定適當的尺度門檻，將影像分割為各自獨立的物件，再從各物件中挑選訓練樣區，作為最近相鄰演算法的基礎運算樣本，進而執行全區的影像分類，此外，也使用傳統式的最大概似分類法(maximum likelihood classification, MLC)，比較兩種分類方法之成效。影像分類完成後，根據 770 個地面檢核點產生各土地覆蓋類型之混淆矩陣表並評估分類準確度，經評估結果發現，OBIA 整體的準確度明顯優於 MLC，且兩者之間具有顯著性的統計差異，綜合結果顯示，從衛星影像的觀測尺度，OBIA 更有利於獲取更豐富地物特徵及空間分布格局，特別是在植被類型上的應用。

## Abstract

Object-based image analysis (OBIA) is increasingly viewed as a more valid classification method than the traditional pixel-based method in recent years. In order to make comparisons of the two methods, in this study we applied OBIA with a Landsat image to implement land-cover classification in the Hengchun Peninsula of Taiwan. The OBIA approach involved segmentation of image data into objects at an agreeable scale level. Then objects were categorized using training set and the nearest neighbor algorithm. On the other hand, pixel-based classification was used in a maximum likelihood (MLC) algorithm. An accuracy assessment on both classifications using confusion matrices were undertaken based on 770 reference sites. A comparison of the results demonstrated a statistically significantly higher overall accuracy with OBIA over the MLC. The results suggest that OBIA can satisfactorily extract land information and explicit spatial patterns, and in particular vegetation from satellite imagery.

**關鍵詞：**大地衛星影像、恆春半島、分割、最近相鄰演算法、準確度評估

**Key words:** Landsat image, Hengchun Peninsula, segmentation, nearest neighbor algorithm, accuracy assessment

收件日期：2015 年 03 月 24 日      接受日期：2015 年 09 月 01 日

Received: March 24, 2015      Accepted: September 01, 2015

## 前 言

光學影像分類為遙測學裡一項重要的應用技術，簡言之，該技術就是利用衛星影像上所記錄的地表光譜反射強度訊號，以適當的數學與統計演算，對不同的影像資訊進行歸類，以及賦予其名目屬性，其過程可將原本含有複雜資訊的衛星影像，轉化為簡單易懂並具有實質地理意義的主題圖，可應用的層面甚廣，如土地利用變遷、都市發展計劃及天然災害監測等(Yuan *et al.* 2005 ; Jacquin *et al.* 2008 ; 呂及何 2013)。以往傳統常用的影像分類方法多以像元

為分類基礎，由特定的數學或統計模式，將影像上的像元進行分群歸類，分類依據多著重於影像中光譜反射值的分析，最常見者即監督性的最大概似分類法(maximum likelihood classification, MLC)，惟真實世界中的地物組成複雜，傳統式的分類方法往往會因異質同譜或同質異譜等問題出現鹽椒效應(salt-and-pepper effect)，導致分類的準確度不盡理想。

物件式影像分析(object-based image analysis, OBIA)是一種以物件為分類基礎的方法，也是近代影像分類技術研發的主軸(Blaschk 2010)，其最主要目地便是排除傳統式

分類常出現的鹽椒效應(Blaschke *et al.* 2000)，不同於傳統式的分類法，OBIA 技術分為兩個階段，第 1 步為影像分割 (image segmentation)，將影像上具有同質性的相鄰像元，組合成影像物件，影像會如同被分割成一個個的物件般，爾後再執行第 2 步影像分類，即針對各個物件的光譜反射值、紋理、顏色與形狀進行分類演算，因此，相較於傳統式的分類法，更有利於不同地物特徵的辨別，且可有效克服鹽椒效應(Liu and Xia 2010；Kim *et al.* 2011)，特別是組成較複雜的自然環境，有許多研究案例業已證實，OBIA 確實有助分類準確度的提升(Whiteside *et al.* 2011；Ouyang *et al.* 2011；Dronova *et al.* 2012)。

鑑於物件式分類技術的優勢，國內應用於地物特徵分類的研究有愈來愈多的趨勢(鄭等 2008；黃等 2010；丁及官 2012)，但卻少數著重於自然環境上，本研究選擇以天然植被為主要背景的恆春半島作為試驗區，藉由中級解析力的大地衛星(Landsat)影像，進行該區土地覆蓋類型的分類，研究目標計有：一、利用 OBIA 技術進行影像分割與影像分類；二、比較物件類與傳統式分類方法之準確度差異；三、探討分類後恆春半島之空間資訊特徵，期研究成果可提供土地使用與自然資源經營管理之參考。

## 材料與方法

### 一、研究區概述

恆春半島範圍為楓港溪至達仁一線以南，如圖 1 所示，陸域面積近 60,000 ha，區域內涵蓋 5 個鄉鎮，即獅子、牡丹、車城、滿州鄉及恆春鎮。地形以低山與丘陵台地為主，最高峰里龍山海拔高度為 1,062 m。據中央氣象

局恆春測候站氣象資料可知，本區年溫差不大，1 月最冷，平均氣溫為 20.5°C；7 月最熱，平均氣溫為 28.3°C。年降雨量在 2,000~3,500 mm 之間，分布於 5 至 10 月，11 月起因受東北季風(俗稱落山風)影響，平均降雨量逐漸下降(100 mm 以下)，至翌年 4 月氣候較為乾燥，因此，本研究區域內(尤其西半部)，可明顯區分乾、濕兩種季節，屬熱帶季風型氣候。據臺灣第 3 次森林資源調查資料指出，地質主要由中新世地層(廬山層、長樂層與樂水層)所組成，岩層組成以硬頁岩、板岩、千枚岩、沙岩與頁岩為主，化育之土壤為石質土、崩積土與黃紅色或黃棕色之黃壤。

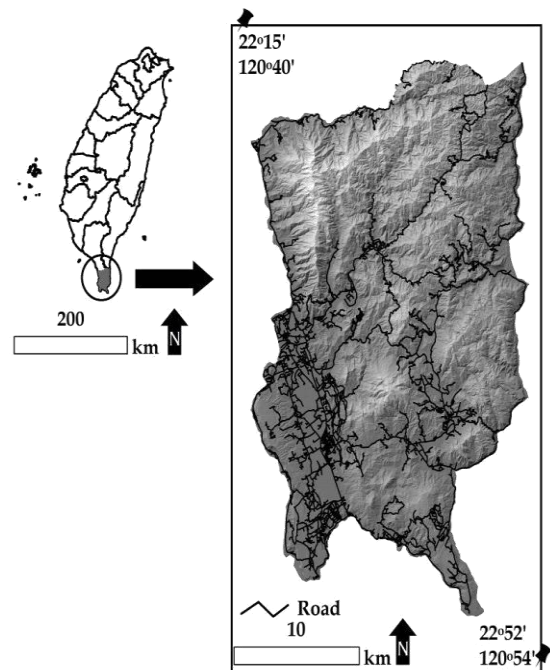


圖 1. 研究區地理位置圖。

Fig. 1. Location of the studied area.

## 二、研究方法

### (一) 資料準備

本研究的流程如圖 2 所示，首先，由美國國家地質調查所 (United States Geological Survey) 網站下載清晰、雲霧少及且已完成幾何糾正 (level 1T) 之 Landsat 5 衛星影像，影像拍攝日期為乾季 (2007 年 2 月 27 日)，每一像元符合地面取樣距離 (ground sampling distance, GSD) 30 m。影像取得後，利用暗值像元去除法 (dark-object subtraction) 減少影像受大氣散射的干擾 (Chavez 1988)；超圓方向餘弦轉換法 (hyperspherical direction cosine transformation) 消除部份地形變異與大氣散射之雜訊 (謝及鄭 1995)。此外，由瑞竣科技公司之雲端服務平台 (RiChi GIS Cloud) 蒐集 2007 年份之福爾摩沙衛星 2 號 (Formosat 2) 融合影像 (GSD=2 m)，以及利用全球衛星定位系統 (global positioning system, GPS) 進行各種土地覆蓋類型之實地調查，時間為 2006 至 2008 年之累積資料，作為分類過程中訓練樣區 (training set) 建立與準確度評估之參考資料。

依據前人研究成果與現地觀察，本研究所定義的土地覆蓋類型如表 1，其中植被方面因恆春半島東北半邊為人煙少之自然環境，植被鬱閉度相對較為完整，以樟科、殼斗科及桑科植物為主；西、南半邊因受乾季與東北季風之影響，植被半落葉性的銀合歡 (*Leucaena leucocephala*) 與黃荊 (*Vitex negundo*) 為優勢，參雜相思樹 (*Acacia confuse*)、克蘭樹 (*Kleinhovia hospital*)、黃豆樹 (*Albizia procera*) 與苦楝 (*Melia azedarach*) 等伴生種 (蘇及蘇，1988；劉等，2006；劉及曾，2007)，因此，植被類型可分為「鬱閉植被 (closed vegetation)」、「半落葉植被 (semi-deciduous vegetation)」，以及兩者混淆，無法從影像上明確區分之「混淆植被 (mixed

vegetation)」。另尚有光譜反射特徵相仿的「建地/裸地 (built-up/bare land)」與乾季的「草地/休耕地 (grass/fallow)」，以及特徵明顯之「農地 (farmland)」與「水體 (water)」等，共計有 7 種土地覆蓋類型，採用 eCognition 9 物件分析軟體進行 OBIA 之演算，該軟體由德國 Definiens Imaging 公司所開發。

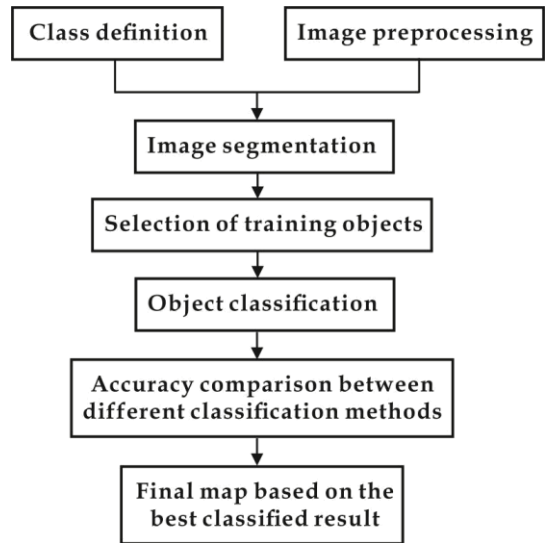


圖 2. 研究流程圖。

Fig. 2. Workflow of this study.

表 1. 本研究所分類之土地覆蓋類型

Table 1. Description of the land-cover classification in the study

Classified class	Description
Closed vegetation	Vegetation is generally stable and has a dense canopy of trees with interlocking branches.
Semi-deciduous vegetation	Most of the vegetation canopy shows partial loss of foliage during the dry season of the year.
Mixed vegetation	Mixed closed and secondary vegetation.
Built-up/bare land	Building, road, beach and rock. Mixed built-up and bare land.
Grass/fallow	Herbaceous, shrub and fallow during the dry season of the year. Mixed grass and fallow.
Farmland	Paddy and dry farming.
Water	Reservoirs, lakes and coastal water.

(二) 影像分割

影像分割技術係將影像中各像元顏色(光譜反射量)與構成的形狀特徵,重新分割成許多同質的物件,最常用的技術為多尺度分割法(multiresolution segmentation),其為一種由下而上聚合(bottom-up)的像元區域合併(region-merging)技術,換言之,單一像元依據尺度(scale)、顏色與形狀參數,逐漸合併相鄰近似的像元,直到不超過所設定的尺度為止,所謂的尺度是指可容忍像元異質性(homogeneity criterion)的最高上限,與影像本身的解析力有關,當選擇的尺度門檻愈高,所能容忍的異質性則愈高,產生的物件也就愈大,而異質性可由式 1 表示

(Benz *et al.* 2004; Tian and Chen 2007) :

$$\begin{aligned} \Delta h &= (1 - w_{\text{shape}})\Delta h_{\text{color}} + w_{\text{shape}}\Delta h_{\text{shape}}; \\ w_{\text{color}} &\in [0,1], w_{\text{shape}} \in [0,1]; \\ w_{\text{color}} + w_{\text{shape}} &= 1 \end{aligned} \tag{1}$$

式中  $\Delta h$  為異質性;  $w$  為權重參數,  $\Delta h_{\text{color}}$  與  $\Delta h_{\text{shape}}$  可由式 2 及式 3 求解

$$\Delta h_{\text{color}} = \sum_{i=1}^N w_i \left[ \begin{array}{l} n_{\text{merge}}\sigma_{i,\text{merge}} \\ -(n_{\text{obj1}}\sigma_{i,\text{obj1}} + n_{\text{obj2}}\sigma_{i,\text{obj2}}) \end{array} \right] \tag{2}$$

式中  $N$  為衛星影像之波段總數;  $w_i$  為第  $i$  個波段之權重;  $n_{\text{merge}}$  為物件合併後之像元總數;  $n_{\text{obj1}}$  與  $n_{\text{obj2}}$  分別為物件 1 與物件 2 之像元總數;  $\sigma_i$  為第  $i$  個波段之物件標準偏差。

$$\Delta h_{\text{shape}} = w_{\text{compt}} \Delta h_{\text{compt}} + (1 - w_{\text{compt}}) \Delta h_{\text{smooth}} \quad (3)$$

式 3 中  $\Delta h_{\text{shape}}$  是由物件的平滑度(smoothness)與緊密度(compactness)所構成，分別以  $\Delta h_{\text{compt}}$  與  $\Delta h_{\text{smooth}}$  表示，可由式 4 及式 5 求解：

$$\Delta h_{\text{smooth}} = n_{\text{merge}} \frac{l_{\text{merge}}}{b_{\text{merge}}} - \left( n_{\text{obj1}} \frac{l_{\text{obj1}}}{b_{\text{obj1}}} + n_{\text{obj2}} \frac{l_{\text{obj2}}}{b_{\text{obj2}}} \right) \quad (4)$$

$$\Delta h_{\text{compt}} = n_{\text{merge}} \frac{l_{\text{merge}}}{\sqrt{n_{\text{merge}}}} - \left( n_{\text{obj1}} \frac{l_{\text{obj1}}}{\sqrt{n_{\text{obj1}}}} + n_{\text{obj2}} \frac{l_{\text{obj2}}}{\sqrt{n_{\text{obj2}}}} \right) \quad (5)$$

以上二式中  $l$  為物件之週長； $b$  為物件之邊界盒(bounding box)。

### (三) 影像分類

影像分割後之物件可作為分類基本單元，本研究利用最近相鄰(nearest neighbor)演算法進行影像分類步驟，該法為一種具監督性之模糊(fuzzy)分類法，須先從影像中選取各土地覆蓋類型之物件作為訓練樣區，再針對每一欲分類物件搜尋特徵空間(feature space)內最接近訓練樣區特徵者，作為歸屬何種類型之依據，假設某一物件之特徵值最接近 A 類型之訓

練樣區，則可將該物件歸類為 A 類型，運算式如下(Clark and Evans 1954)：

$$d = \sqrt{\sum_f \left[ \frac{v_f^{(s)} - v_f^{(o)}}{\sigma_f} \right]^2} \quad (6)$$

式中  $d$  為訓練樣區物件  $s$  與影像物件  $o$  之特徵距離； $v_f^{(s)}$  為特徵  $f$  之訓練樣區物件特徵值； $v_f^{(o)}$  為特徵  $f$  之影像物件特徵值； $\sigma_f$  為特徵  $f$  之特徵值標準偏差。應用於影像分類中，特徵  $f$  為光譜波段；特徵值則表示光譜之反射值或灰度值。

為比較 OBIA 與傳統式影像分類方法之效果，本研究另參考 Formosat 2 影像與 GPS 資料，於影像中建立表 1 各類型之訓練樣區，並用美國 ERDAS 公司所開發的 ERDAS IMAGINE 2010 軟體進行像元基礎分類方法中，最常使用的 MLC 進行演算，以比較兩種方法分類結果之準確度，MLC 運算式如下(Erdas 1999)。

$$D = \ln(a_c) - [0.5 \ln(|Cov_c|)] - [0.5(X - M_c)^T (Cov_c^{-1})(X - M_c)] \quad (7)$$

式中  $D$  為權重距離， $c$  為欲分類之某一類型， $X$  為像元之量測向量， $M_c$  為  $c$  分類群之平均向量， $a_c$  為  $c$  先驅機率， $Cov_c$  為  $c$  分類群像元值共變異數矩陣， $|Cov_c|$  為  $Cov_c$  行列式， $Cov_c^{-1}$  為  $Cov_c$  逆矩陣， $T$  為轉換函數(矩陣代數運算子)。

(四) 準確度評估

影像分類完成後之主題圖，針對各土地覆蓋類型，依分層逢機法共抽取 770 個檢核樣點，每一樣點參考 Formosat 2 影像與實地 GPS 資料，逐點比對分類正確或錯誤，產生混淆矩陣表(confusion matrix)，計算生產者(producer accuracy, PA)、使用者(user accuracy, UA)、總體準確度(overall accuracy, OA)及 Kappa 統計值(Congalton 1991)等指標(式 8~11)，用以評估分類後的準確度。

$$PA = \sum_{i=1}^r X_{ii} / \sum_{i=1}^r X_{i+} \quad (8)$$

$$UA = \sum_{i=1}^r X_{ii} / \sum_{i=1}^r X_{+i} \quad (9)$$

$$OA = \sum_{i=1}^r X_{ii} / N \quad (10)$$

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} X_{+i})} \quad (11)$$

式中  $N$  為檢核樣點數； $X_{ii}$  為誤差矩陣表中第  $i$  行  $i$  列土地覆蓋類型之樣點數(對角線上的樣點數)； $X_{i+}$  為誤差矩陣表中第  $i$  列之樣點數總和； $X_{+i}$  為誤差矩陣表中第  $i$  行之樣點數總和； $r$  為誤差矩陣表中之列數。不同分類方法的比較，可利用  $Z$  檢定瞭解 Kappa 統計值是否具顯

著性差異，計算式如下(Congalton *et al.* 1983)：

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_{K_1}^2 + \hat{\sigma}_{K_2}^2}} \quad (12)$$

式中  $\hat{K}_1$  與  $\hat{K}_2$  為不同分類方法所得之 Kappa 統計值； $\hat{\sigma}_{K_1}^2$  與  $\hat{\sigma}_{K_2}^2$  為不同分類方法所得之 Kappa 統計值標準差，可由式(13)求解：

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{N} \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_1)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2)^2}{(1-\theta_1)^4} \quad (13)$$

其中  $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、 $\theta_3$  與  $\theta_4$  計算式分別為式 14~17：

$$\theta_1 = \sum_{i=1}^r \frac{X_{ii}}{N} \quad (14)$$

$$\theta_2 = \sum_{i=1}^r \frac{X_{i+} X_{+i}}{N^2} \quad (15)$$

$$\theta_3 = \sum_{i=1}^r \frac{X_{ii}(X_{i+} + X_{+i})}{N^2} \quad (16)$$

$$\theta_4 = \sum_{i=1}^r \frac{X_{ii}(X_{i+} + X_{+i})^2}{N^3} \quad (17)$$

在顯著水準等於 5% 的標準下，若 Z 值計算結果大於理論值 1.96，則表示兩種方法之分類準確度達顯著性差異。

## 結 果

eCognition 9 軟體之影像分割作業中，可提供「尺度」、「顏色/形狀」與「平滑度/緊密度」等 3 種參數來產生物件，因遙測影像中的地物特徵主要是由光譜反射差異所構成，因此，異質性的設定上偏重於顏色的差異，「顏色/形狀」設定為 0.8:0.2；為避免分割物件過於

平滑或尖銳另，「平滑度/緊密度」設定為 0.5:0.5，至於「尺度」方面，則參考不同參數大小對物件分割的結果來決定，本研究測試 5、10、15 與 20 等 4 種參數，當參數設定為 5 時，會產生許多碎塊狀物件，設定為 15 及 20 時，物件面積均過大，會混合不同的影像元素，使同質性降低，經觀察發現，尺度定於 10 最為適當，可將影像中明顯有差異的地物特徵作有效區分，因此，以此分割結果作為影像分類之基本單元(圖 3)。

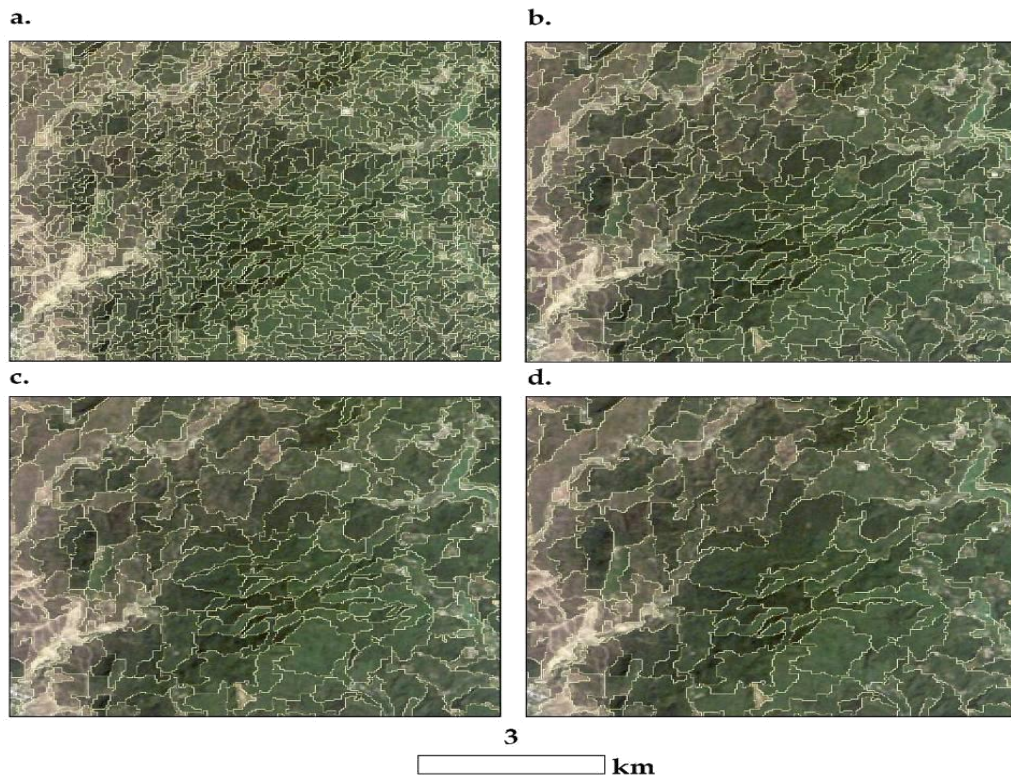


圖 3. 由 Landsat 影像上進行不同尺度之影像分割範例，(a) scale=5、(b) scale=10、(c) scale=15 與 (d) scale=20。

Fig. 3. Examples of the image segmentation output for the Landsat image at scale values (a) 5, (b) 10, (c) 15 and (d) 20.

針對影像分割後之物件進行土地覆蓋類型之分類，同時也進行傳統式的 MLC 分類，分類完成後的準確度如表 2 所示，總體來看，OBIA 之 OA (84.02%) 高於 MLC (79.87%)，從各別的類型來看，OBIA 的 PA 與 UA 各介於 72~95% 及 80~95% 之間，MLC 則略低，大約介於 70~92% (PA) 及 76~93% (UA)，其中植被類型以混淆植被的 UA 差異最大(約 9%)，其次為鬱閉植被(近 8%)，表示 OBIA 可改善 3 種植被類型間誤判的情況，然而，仍以其他非植被的土地覆蓋類型準確度較高，大體而言，OBIA 的分類效果優於傳統式的分類方法。進一步以 Kappa 統計值之 Z 檢定瞭解兩種方法是否達顯著性差異，結果如表 3，OBIA 的 Kappa 統計值為 0.81，高於 MLC 的 0.75，用以比較兩者的 Z 值計算結果為 3.44，遠大於顯著水準 5%

的理論值 1.96，因此，無論是分類準確度常用的指標，或者經嚴謹的統計分析均顯示 OBIA 的分類結果較佳。

利用 OBIA 的分類結果主題圖，經計算後可獲得研究區各類型面積所占比例，如圖 4 所示，恆春半島之地景以植被類型為主要，其中鬱閉植被分布最廣，約占 63%，其餘由高至低依序為草地/休耕地(11%)、半落葉植被(10%)、混淆植被(9%)、建地/裸地(5%)、農地(1%)與水體(<1%)。空間分布的特徵上，鬱閉植被多分布於海拔較高的東半邊，反觀，面積其次的半落葉植被分布於海拔相對平緩的西半邊，且多數的區塊與西南側的建地/裸地及草地/休耕地形成鑲嵌，而混淆植被屬鬱閉與半落葉兩種植被之推移帶，分布較為零散，配合道路圖的套疊發現，有多數區塊恰坐落於道路的周邊(圖 5)。

表 2. 不同分類方法之準確度評估結果

Table 2. Comparison of accuracy assessment results between different classification methods

Classified class	OBIA		MLC	
	PA (%)	UA (%)	PA (%)	UA (%)
Closed vegetation	87.50	80.53	79.70	77.03
Secondary vegetation	78.68	80.45	72.33	76.16
Mixed vegetation	72.09	86.11	70.09	76.53
Built-up/bare land	85.50	84.85	84.88	82.02
Grass/fallow	94.87	92.50	91.67	88.71
Farmland	89.80	81.48	86.61	80.83
Water	89.74	94.59	86.36	92.68
Overall accuracy (%)	84.03		79.74	

OBIA=object-based image analysis; MLC=maximum likelihood classification; PA=producer's accuracy; UA=user's accuracy

表 3. 物件式影像分析與最大概似分類法之 Z 檢定結果

Table 3. Comparison of statistics from Z-test for OBIA and MLC

Method	Kappa statistic	Z-value for Kappas	p-value
OBIA	0.81	3.44	<0.0005
MLC	0.75		

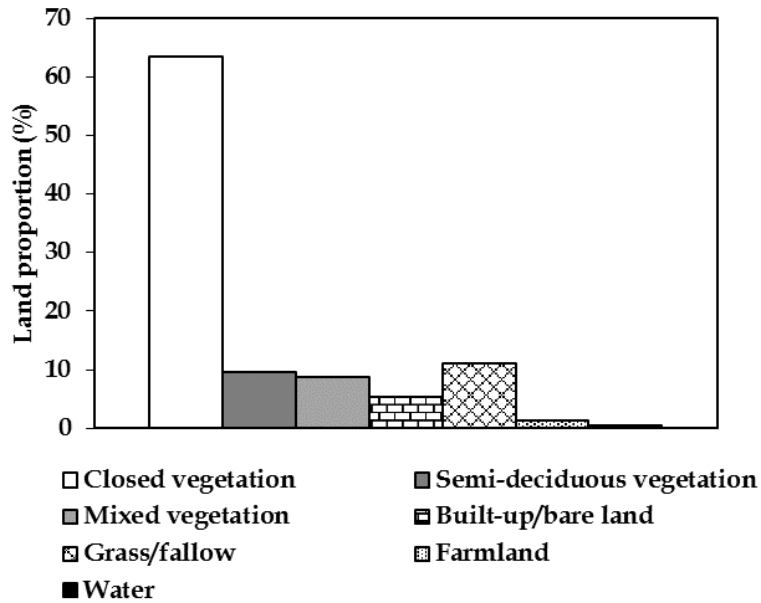


圖 4. 根據物件式影像分析結果計算出土地覆蓋類型之面積百分比。

Fig. 4. Land proportion of land-cover categories within study site according to OBIA.

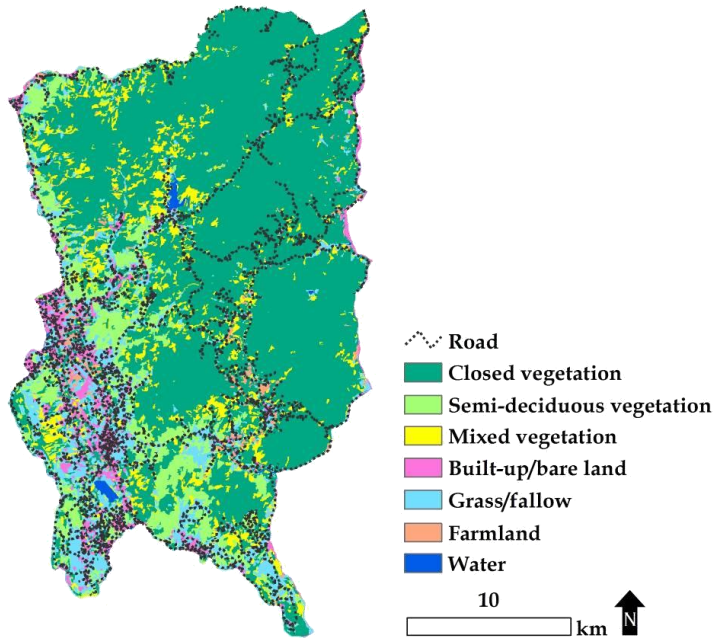


圖 5. 物件式影像分析結果圖。

Fig. 5. Resultant map of OBIA.

## 討 論

採用 Landsat 影像進行土地覆蓋的分類，經由 OBIA 之影像分割與分類的演算後發現，該方法確實比傳統式的 MLC 提升了更高的分類準確度，尤其是植被類型間的區別性，因混淆植被含有鬱閉與半落葉植被的成分，像元的組成較為複雜，以 MLC 分類往往會構成鹽椒效應，反觀，經 OBIA 的影像分割處理後(圖 3)，各物件依像元特徵作適當的群組歸類，可降低鹽椒效應並提升植被分類的準確度平均約 5% (表 2)，另在統計的標準上，整體的準確度也產生顯著的差異性(表 3)，該成果亦與其他有關植被分類的研究相仿(Whiteside *et al.* 2011; Dronova *et al.* 2012)，由此可知，以中級解析力的 Landsat 衛星影像萃取植被空間分布，物件式基礎的分類技術會比傳統式更具有潛力。

OBIA 雖改善了植被間的準確度，惟平均仍以其他非植被類型的分類效果較佳(表 2)，歸咎分類誤差之來源，乃因植被類型的組成複雜，使衛星影像中存有許多的光譜混合像元，常無法將其作有效的區分，另一種原因為衛星影像與地面檢核資料取得的時間不一致，引起潛在性的誤差，尤其本研究區有大面積的落葉性植被，如銀合歡與黃荊於乾、濕季間，會因環境因子的改變，造成與其他樹種之光譜反射特徵混淆(呂等 2008)，提升準確度的方法，除選用其他 GSD 較高的衛星影像重新分類外，亦可參考年代相近的高解析圖資進行手動編修，改善衛星影像無法有效區分的像元(Johansen and Phinn 2006; Noonan and Chafer 2007)。

由 OBIA 的分析結果可獲得恆春半島各土地覆蓋類型之面積大小與分布概況(圖 4 及

5)，植被類型中，半落葉與混淆植被面積占近 20%，並且許多的區塊都鄰近以人工構成的土地覆蓋類型(建地/裸地及草地/休耕地)與道路系統，參考相關的地理資訊圖資(鍾及呂 2006；呂等 2009；Lu *et al.* 2013)，半落葉植被內的組成以外來種—銀合歡為優勢，而混淆植被亦有多處被銀合歡或其他外來種占據，如小花蔓澤蘭(*Mikania micrantha*)、香澤蘭(*Chromolaena odorata*)與刺軸含羞木(*Mimosa pigra*)等(劉及郭 2010)，因此，此兩種植被的分布區域除有人為干擾的壓力外，亦為外來種入侵的潛在地。值得注意的是，東半邊雖是以鬱閉植被為主要的自然環境，然而，有一些成破碎狀的混淆植被分散於其中，並且坐落於道路的周邊(圖 5)，該區位因有較多的孔隙及邊緣地帶，最適宜好光性與繁殖力強的銀合歡或其他外來種入侵(Watkins *et al.* 2003；呂及鍾 2007；呂等 2009)，本研究建議未來應多重視該區原生植被與生物多樣性的長期演變。

## 結 論

本研究之目標係探討以中級解析力之 Landsat 衛星影像，進行土地覆蓋的分類，研究成果可獲得以下重要結論：一、物件式分類法之分類準確度明顯優於傳統式的分類法，尤其是在各植被類型的分類上平均可增進約 5% 的準確度；二、所製作之分類主題圖顯示，半落葉與混淆植被面積占恆春半島近 20%，多處地點位於人為干擾及外來種入侵的潛在地，必要時可針對重要據點建立長期監測計畫。總體而言，以物件式為基礎的技術，對於土地覆蓋的分類上有更高的發展潛力，相對亦可對土地與自然環境的經營管理提供更多幫助，建議未

來可規劃更多元的分類體系，藉由 OBIA 搭配高解析力的衛星影像，製作更豐富的主題圖。

## 謝 誌

本研究承行政院農業委員會科技計畫「104 農科-13.9.3-子-W1」之經費補助；林業試驗所森林經營組之空間規劃研究室，提供影像處理軟體供分析使用，特此致謝。

## 引用文獻

- 丁亞中、官群倫。2012。物件導向多尺度分割之探討－以裸露地分類為例。地圖 22: 49-62。
- 呂明倫、何健鎔。2013。烏石坑地區受天然災害引起之地景變遷分析。台灣生物多樣性研究 15: 275-285。
- 呂明倫、黃靜宜、鍾玉龍。2009。恆春半島銀合歡入侵分佈之動態與區位分析。航測及遙測學刊 14: 1-9。
- 呂明倫、葉慶龍、鍾玉龍、謝依達。2008。墾丁國家公園四種優勢植群之地面光譜分析。航測及遙測學刊 13: 479-488。
- 呂明倫、鍾玉龍。2007。墾丁國家公園銀合歡空間分布特徵之研究。特有生物研究 9: 7-18。
- 黃韋凱、林銘郎、陳良健、林彥享、蕭震洋。2010。物件導向分析方法應用於遙測影像之分區及崩塌地與人工設施分類。航測及遙測學刊 15: 29-49。
- 劉彥彬、郭耀綸。2010。墾丁國家公園歸化植物種類及分布。國家公園學報 21: 75-87。
- 劉啓斌、葉慶龍、陳子英。2006。恆春半島天然植群分類系統。台大實驗林研究報告 20: 133-152。
- 劉靜榆、曾彥學。2007。高屏溪至保力溪口海岸地區之植群分類。中華林學季刊 40: 459-480。
- 鄭雅文、史天元、蕭國鑫。2008。物件導向分類於高解析度影像自動判釋。航測及遙測學刊 13: 273-284。
- 謝漢欽、鄭祈全。1995。福山地區 SPOT 多期影像植生綠度分析。林業試驗所研究報告季刊 10: 105-120。
- 鍾玉龍、呂明倫。2006。SPOT 衛星影像於墾丁國家公園銀合歡入侵分布之繪製。台灣林業科學 21: 167-177。
- 蘇鴻傑、蘇中原。1988。墾丁國家公園植群之多變數分析。中華林學季刊 21: 17-32。
- Benz, U., P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder and M. Heynen. 2004. Multiresolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 58: 239-258.
- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65: 2-16.
- Blaschke, T., S. Lang, E. Lorup, J. Strobl and P. Zeil. 2000. Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. pp. 555-570. In: A. Cremers and K. Greve (Eds.). Environmental Information for Planning, Politics and the Public. Metropolis Verlag, Marburg.

- Chavez Jr., P. S. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment* 24: 459-479.
- Clark, P. J. and F. C. Evans. 1954. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships in populations. *Journal of Ecology* 35: 445-453.
- Congalton, R. G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37: 35-46.
- Congalton, R. G., R. G. Oderwald and R. A. Mead. 1983. Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 49: 1671-1678.
- Dronova, I., P. Gong, N. Clinton, L. Wang, W. Fu, S. Qi and Y. Liu. 2012. Landscape analysis of wetland plant functional types: the effects of image segmentation scale, vegetation classes and classification methods. *Remote Sensing of Environment* 127: 357-369.
- Erdas Inc. 1999. *Erdas field guide*. Erdas Inc., Atlanta, Georgia.
- Jacquin, A., L. Misakova and M. Gay. 2008. A hybrid object-based classification approach for mapping urban sprawl in periurban environment. *Landscape and Urban Planning* 84: 152-165.
- Johansen, K. and S. Phinn. 2006. Mapping structural parameters and species composition of riparian vegetation using IKONOS and Landsat ETM+ data in Australian Tropical Savannahs. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72: 71-80.
- Kim, M., T. A. Warner, M. Madden and D. S. Atkinson. 2011. Multi-scale GEOBIA with very high spatial resolution digital aerial imagery: Scale, texture and image objects. *International Journal of Remote Sensing* 32: 2825-2850.
- Liu, D. and F. Xia. 2010. Assessing object-based classification: Advantages and limitations. *Remote Sensing Letters* 1: 187-194.
- Lu, M. L., J. Y. Huang, Y. L. Chung and C. Y. Huang. 2013. Modeling the invasion of a Central American Mimosoid tree species (*Leucaena leucocephala*) in a tropical coastal region of Taiwan. *Remote Sensing Letters* 4: 485-493.
- Noonan, M. J. and C. C. Chafer. 2007. A method for mapping the distribution of willow at a catchment scale using bi-seasonal SPOT5 imagery. *Weed Research* 47: 173-181.
- Ouyang, Z., M. Zhang, X. Xie, Q. Shen, H. Guo and B. Zhao. 2011. A comparison of pixel-based and object-oriented approaches to VHR imagery for mapping saltmarsh plants. *Ecological Informatics* 6: 136-146.
- Tian, J. and D. M. Chen. 2007. Optimization in multi-scale segmentation of high-resolution satellite images for artificial feature recognition. *International Journal of Remote Sensing* 20: 4625-4644.
- Watkins, R. Z., J. Chen, J. Pickens and K. D. Brosofske. 2003. Effects of forest roads on

understory plants in a managed hardwood landscape. *Conservation Biology* 17: 411-419.

Whiteside, T. G., G. S. Boggs and S. W. Maier. 2011. Comparing object-based and pixel-based classifications for mapping savannas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13: 884-893.

Yuan, F., K. Sawaya, B. Loeffelholz and M. Bauer. 2005. Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote Sensing. *Remote Sensing of Environment* 98: 317-328.