

研究報告

應用 3S 技術及多變量統計於薯豆及卡氏櫛 潛在生育地之推估

羅南璋¹ 張偉顛² 黃凱易³

【摘要】薯豆 (*Elaeocarpus japonicus* Sieb. et Zucc.) 和卡氏櫛 (*Castanopsis carlesii* (Hemsl.) Hay.) 為常綠闊葉樹種，廣泛分布於台灣山區。本研究矩形試區位於台灣中部，涵蓋惠蓀林場，因薯豆為此試區的優勢樹種之一，且因卡氏櫛種子為此試區動物的重要食物來源之一，故選兩者為研究的對象。本研究目標係應用 3S 地球空間資訊技術結合多變量統計模擬並測繪惠蓀林場薯豆及卡氏櫛之潛在生育地。本研究以 GIS 將取自東峰溪與關刀河流域兩樹種樣木 GPS 定位圖層與海拔、坡度、坡向、坡面位置、SPOT-5 影像導出植生指標等五圖層加以疊合，分析試區二樹種之空間分布型態，從而建立抉擇樹 (DT)、邏輯思複迴歸 (LMR) 及區別分析 (DA) 三種模式，推測並繪製兩樹種的潛在生育地。結果顯示，此二樹種於 DT 模式推測準確度略優於 LMR 者，而它們又遠高於 DA；三者建模及驗模效率大致旗鼓相當，惟 DT 在全區潛在圖測繪略嫌繁瑣。更重要的是三模式於首次推測，即由全區篩選 3-12% 兩樹種的高潛力區，大幅縮減後續地面調查之面積，節省龐大人力與經費。最重要的是，卡氏櫛三種模式推測精度分別高於薯豆相對應三模式，從生態學角度來看，乃因卡氏櫛限制因子為海拔 1,700 m，而薯豆卻無此限制因子。因此，雖同屬廣泛分布型樹種，卡氏櫛在物種空間分布模擬相對上較薯豆容易，且模擬成果較佳。

關鍵詞：地球空間資訊、抉擇樹 (DT)、邏輯思複迴歸 (LMR)、區別分析 (DA)。

Research paper

Application of 3S and Multivariate Statistics to Predict the Potential Habitat of *Elaeocarpus japonicus* and *Castanopsis carlesii*

Nan-Chang Lo¹ Wei-I Chang² Kai-Yi Huang³

【Abstract】Japanese *Elaeocarpus japonicus* (JE) and long-leaf chinkapins (*Castanopsis carlesii*, LCC) evergreen broad-leaved tree species, are widely distributed in Taiwan. The two species were

1. 國立中興大學實驗林管處育林組組長

Specialist, Experimental Forest Management Office, Chung-Hsing University.

2. 農委會林務局新竹林區管理處處長

Director, Hsin-Chu Forest District Office, Forest Bureau, Council of Agriculture.

3. 國立中興大學森林學系教授，通訊作者

Professor, Department of Forestry, National Chung-Hsing University, Corresponding Author, e-mail: kyhuang@dragon.nchu.edu.tw

chosen as target for this study because the former is one of the dominant species and because the seeds of the latter are one of the important food sources for the animal in the Huisun study area. The study objective was to apply 3S geo-spatial information technologies, including GIS, RS, and GPS, to predict the potential habitat of the two tree species in the study area. We overlaid the layers of the tree samples collected with GPS on the layers of elevation, slope, aspect, terrain position, and vegetation indices derived from SPOT-5 images for analyzing the spatial pattern of the two tree species by using a GIS. We developed the decision tree (DT), logistic multiple regression (LMR) and discriminant analysis (DA) models for modeling the distribution of the two tree species. Accuracy assessments based on the tree samples of the two species collected from Tong-Feng and Kuan-Dau watershed in Huisun indicated that the accuracies of DT were somewhat better than those of LMR, and both were much better than those of DA. These three models were very efficient in model development and validation, but DT was somewhat difficult to map the potential habitat for the entire area. More importantly, the three models greatly reduced the area of field survey to 3-12 % of the entire area at the first stage of modeling, thus saving much labor and cost for subsequent field survey. Most importantly, the accuracies of the three models with LCC were much better than those with JE, respectively, because elevation at 1,700 m is a limiting factor of LCC and JE does not have such a limiting factor from the ecological standpoint. Consequently, modeling spatial distribution for LCC was much easier and better than that for JE, even though LCC and JE are widely distributed in Taiwan.

Key word: geo-spatial information, decision tree (DT), logistic multiple regression (LMR), discriminant analysis (DA).

一、前言

薯豆為椴樹科喬木，每年秋冬季節缺水時會落葉。分布四川、廣東、台灣及日本等地。產臺灣全島低海拔至 2,000 m 之森林，喜日照充足之環境，對水份需求較不嚴苛，為先驅樹種之一。王相華等 (2000) 指出在宜蘭福山地區其分布為稜線上坡型，俞秋豐 (2003) 整理已往學者們於台灣東北區植群調查資料，其分布絕大多數位於稜線上。羅南璋 (1992) 於東峰溪的調查亦指出主要分布於土層淺薄直射光高且較乾燥處。薯豆對諸多因子的耐性範圍都相當大，故其生態幅度 (ecological amplitude) 甚寬，無重要限制因子，故為廣泛型之分布樹種。

卡氏櫛又名長尾尖櫛、長尾柯、米櫛，殼斗科常綠大喬木。產於海南、兩廣、福建及台灣，適合用於製造家具，其分布海拔範圍約 2,000-2,400 m (劉業經等，1988)，於南投縣境內，分布於 1,500-2,500 m 闊葉林櫛林帶

之 2,000 m 以上處 (彭國棟，1994)。據林業人員長期觀察及原住民經驗得知，卡氏櫛的種子為鳥獸的重要食物來源之一，故其在生態體系上具有顯著之意義和價值，似更甚於其過往所具之經濟價值 (許浩銓，2006)。卡氏櫛分布雖甚廣，惟其在海拔耐性範圍有最低下限，約在 1,700 m，故其生態幅度不若薯豆來的寬廣。

遙感探測 (Remote Sensing, RS)、(Geographic Information System, GIS) 及全球定位系統 (Global Positioning System, GPS) 從早年獨立各自發展之狀態，隨著各自和周邊相關技術的演進，已融合為一完整的 3S 技術體系。此 3S 技術體系已廣泛運用在許多不同領域，特別是自然資源與環境方面。目前國內外已有許多將 3S 技術應用於動、植物適生育地分析及模擬之研究。傳統植群生態調查，通常係由不同的人員，在不同地區，以不同方法調查，調查資料整合分析困難，故其推論因樣本偏頗，多有衝突與矛盾 (黃凱易等，2000)。相

對地，GIS 之廣域空間計量分析，係以 GIS 技術整合航遙測及地面調查資料，其資料量大且空間涵蓋充足，同時可實施迭代分析 (iterative analysis)，反覆模擬逐步縮小範圍求得最適解 (Aronoff, 1993)，若能妥善利用，將能彌補傳統調查的不足。因此，本研究運用 3S 地球空間資訊技術，結合多變量統計，可對植群作較周全的調查、精確的定位及整合分析，也能夠有效降低傳統生態調查所遭遇困難，並忠實且完整地呈現植群之生態特性。

Riordan and Rundel (2009) 以區別分析 (DA) 預測加州一種低灌木叢植物群落 (sage scrub) 分布和繪製適生育地圖。Landenburger *et al.* (2008) 運用 GIS 疊合大黃石生態區地面調查白皮松 (white-bark pine) 圖層與 Landsat ETM⁺ 影像原始與導出波段及地文因子圖層進行空間分析，並採用分類樹分析 (Classification Tree Analysis, CTA) 準確而有效地模擬白皮松。Piorecky and Prescott (2006) 以邏輯斯複迴歸 (LMR) 搭配 GIS 推測落磯山脈東部某一種貓頭鷹 (*glauclidium gnoma*) 棲地之空間分布。Felicisimo and Gomez Munoz (2004) 針對伊比利半島西部 Extremadura 試區，以 GIS 疊合分析試區現有櫟樹 (*Quercus*) 空間分布圖和預測變數海拔、坡度、日輻射潛能 (potential insolation)、溫度、雨量等圖層，再以多變量統計法如 LMR、分類迴歸樹 CART (Classification and Regression Trees)、MARS (Multiple Adaptive Regression Splines) 建立模式，模擬繪製櫟樹潛在分布和適生育地圖。該研究結果顯示 CART 因精度最高而為最佳方法，而 LMR 則墊底，然在製圖表現櫟樹空間分布，CART 因其二分規則呈現醒目人工構造之圖樣，故作者較偏好以 MARS 繪製潛在植群圖。Bourg *et al.* (2005) 以 CART 結合 GIS 之環境變數數值資料圖層方法預測位於維吉尼亞州西北部 George Washington National Forest 中之稀有草本植物火雞芒 (*Turkeybeard*, *Xerophyllum asphodeloides*) 生育地。利用海

拔、坡度、林型及火災頻率等變數做為分類變數，且無火雞芒出現地點之樣本約為有火雞芒出現樣點的三倍以上。隨機選取90% 樣本作為建模組與剩餘10% 為驗模組，以執行多重交叉驗證 (multi-fold cross-validation)。分類精度於該物種出現區域有74%，無該物種出現區域高達90%，顯示CART能有效且準確辨別火雞芒的生育地。O'Brien *et al.* (2005) 以 CART及 LMR 於 GIS 內建立地景層次模式 (landscape-level models)，推測美國西南部及墨西哥地區珍稀瀕危叉角羚 (sonoran pronghorn) 潛在生育地，以作為新族群移居地。該研究使用 CART 係因其不需受限於統計假設且已成功運用於生育地模擬，而選用 LMR 係因其廣泛用於生育地模擬且能建立連續機率而非二位元之潛在生育地統計面。Felicisimo *et al.* (2002) 應用 GIS 模擬西班牙北部六種林型之潛在分布，俾利於設定人工造林標準，期能達成降低林地破裂狀態及維護物種多樣性之目標。適宜性模式係使用空間分析方法與 LMR 方法，將現存及非現存之林型與海拔、坡度、日輻射潛能 (potential insolation)、至海距離等四個環境變數 (因子) 加以關連後建立。由該模式可有效繪製出潛在植群圖，以提供森林管理規劃之用但研究未驗證潛在植群圖的推測準確度。Pereira and Itami (1991) 以數值地圖資料庫和 GIS 分析及兩個預測松鼠出現與否的 LMR 模式，評估天文台建造計畫造成棲地減少對松鼠數量之影響。

薯豆與卡氏櫛皆屬廣泛型分布樹種，而國內外大多數研究少有將 3S 技術結合統計應用在屬廣泛分布型植物的生育地模擬上，所以本研究選擇這兩者為探討對象，以瞭解 GIS 方法對廣分布型植物的適用性。本研究之目標為探討惠蓀林場境內薯豆及卡氏櫛二樹種的空間分布型態，並予以模擬與測繪。本研究使用 GIS 疊合 GPS 地面實測樹種資料與不同高低層次的遙測資料，連結多變量統計分析二樹種於海拔、坡度、坡向、坡面位置及 SPOT-5 影像導出植生指標 (vegetation index) 等五項因子 (預

測變數) 之空間分布型態 (spatial pattern)。本研究再分別建立抉擇樹 (DT)、邏輯思複迴歸 (LMR)、區 (判) 別分析 (DA) 等三種模式, 用以推測涵蓋整個惠蓀林場這兩樹種之潛在生育地, 比較同一樹種三模式的推測效能與執行效率, 且評比和瞭解兩樹種同一模式推測效能的差異及原因, 從而決定最佳模式, 提供未來林業經營管理及植群生態動態觀測之參考。

二、研究區域

惠蓀林場為中興大學四個實驗林場之一, 位置約在南投縣東北角, 如圖1紅點所示, 座標範圍東經 121°0′-121°8′, 北緯 24°2′-24°7′, 略呈東北至西南走向, 海拔由 454 m 至 2,419 m。其境內有五個主要集水區, 從西到東分別為蘭島溪 (629 ha)、關刀溪 (2,216 ha)、東峰溪 (2,061 ha)、椿谷溪 (976 ha) 及合水溪 (715 ha), 流向均由南向北, 匯流入北港溪, 加上數個小集水區, 總面積約 7,477 ha。惠蓀林場全區氣候溫潤, 植物種類繁多, 約有 1,100 種之多, 為台灣中部地區極具代表性之森林。本研究為

配合使用衛星影像, 故採矩形區域, 涵蓋整個不規則形狀之惠蓀林場, 總面積約為 17,136 ha, 分析模擬係根據該矩形區域實施。主要集水區之相關位置如圖 1 所示。

三、材料與方法

本研究共分為六項主要步驟, 研究流程詳述如後。

(一) 資料蒐集

本研究蒐集的資料項目, 包括數值高程模型 (DEM) 資料檔, 像片基本圖 (1/10,000)、赴現場以 GPS 搭配 5 m 可伸縮加長型天線桿, 輔以雷射測距系統測繪樣株資料。另外, 本研究向中央大學太空及遙測研究中心選購九幅 SPOT-5 衛星影像, 採第二級正射糾正處理, 座標系統設定為 TWD67 基準及橫麥卡托投影經差二度分帶 (TM 2°), 並以最近鄰法重取樣為 5 × 5 m。本研究再由其中篩選品質最佳兩幅做為本次實驗之用, 影像之雲量皆要求在 15% 以下, 入射角或視角皆在 ± 15° 以內, 其影像基本資料如表 1 所示。

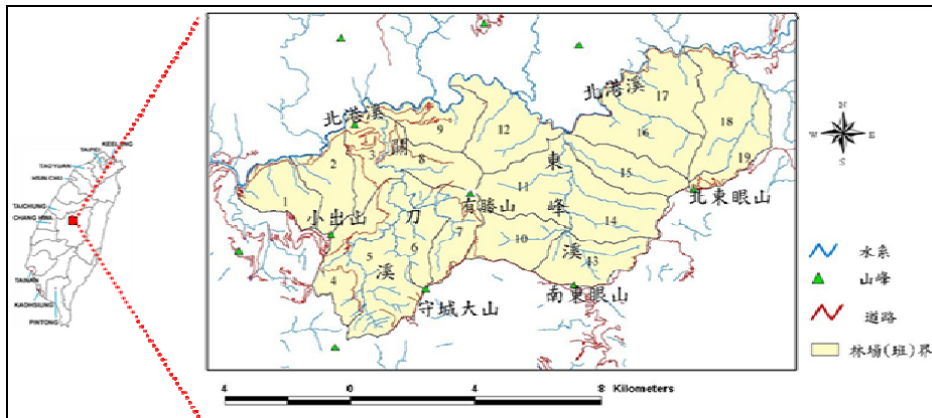


圖1. 惠蓀林場研究區域位置圖

Fig. 1. Location map of the Huisun study area

表1. 惠蓀林場研究區 SPOT-5 衛星影像基本資料

Table 1. The basic information of SPOT-5 satellite images over the study area

影像編號	季節	接收日期	視角 (°)	平均雲量 (%)	方位角 (°)	高度角 (°)
I0009406	夏	2004/07/10	-7.8	11	90.7	70.8
I0009409	秋	2005/11/11	-13.2	3	155.9	45.4

(二) 資料處理

1. 稜谷線數化

使用 Calcomp Drawing Board III (A0尺寸) 的高精度數化板將研究區內所涵蓋 1/10,000 像片基本圖上之稜、谷線加以數化及建檔，而其數化結果將用於後續求導與建立坡面位置圖層。

2. 地文因子圖層建立

應用 ERDAS Imagine 影像處理及分析軟體模組從 DEM 資料產生海拔圖層，並求導與建立坡度、坡向圖層。方位角採 360° 為圓周式循環數列，而非直線數列，不利於比較，故在納入資料分析前，應予以轉換處理 (Chang, 2010)。本研究實施行前預備測試，分別採用 360° 方位角、坡向分為八級 (每級45°)、坡向度數轉換為餘弦等三種計量方式，所得結果實質上均無差異，故決定坡向採用 360° 方位角的計量方式，以維持坡向與海拔、坡度皆為比率或間距式數值變數之本質 (比率或間距變數的資料含量大於級序與類別變數)。

3. 坡面位置圖層建立

一般而言，生育地在山坡上之相對位置，對於土壤性質及林木生長深具關係 (劉棠瑞等, 1983)。求導及建立坡面位置圖層，首先需將數化的稜脊線與山谷線分別轉換為網格檔，並依據 Skidmore (1990) 所提相對位置計算式子，計算每一網元至最鄰近稜線與谷線的歐幾里得距離 (Euclidean distance)，並求出該網格點之相對位置比例 P_{ij} ，其公式如下所示：

$$P_{ij} = PV / (PV + PR) \dots\dots\dots (1)$$

PV = P 點到與最鄰近山谷線的歐幾里得距離；

PR = P 點到與最鄰近稜脊線的歐幾里得距離；

上式中的 P 為某一檢定點 (網元)， P_{ij} 為在 i 列， j 行之相對位置比例。本研究分別以稜脊線及山谷為最高及最低坡面位置，到山谷線之 $P_{ij} = 0.0$ ，而到稜脊線之 $P_{ij} = 1.0$ ，再將其間分為六級，連同稜脊線、山谷線共分為八級 (謝立忻等, 2005)。

4. 植生指標圖層建立

Hoffer (1978) 指出植物在夏、秋兩季，近、中紅外光反射因葉子內部結構及含水量而有明顯之差異，因此可作為分辨不同種類植物的重要依據。植生指標原始構想除了源自於植物、土壤於近、中紅外光譜反射原理及特性，再加上植物物候之特性，在夏、秋季節葉片細胞壁結構及含水量有甚大差異，使這兩季的近、中紅外波段差值比可以作為樹種之間的區別的依據。本研究由夏 (2004/07/10) 和秋 (2005/11/11) 兩期 SPOT-5 衛星影像求導出植生指標，其求導的公式如下所示：

$$[(NIR - MIR)_{秋} / (NIR - MIR)_{夏}] \dots\dots\dots (2)$$

5. GPS 測繪資料處理

本研究赴試區現場獲取樣株資料，係使用 Trimble Pro XR 移動站搭配 5 m 可伸縮加長天線桿予以定位，另視衛星訊號實際接收狀況，輔以雷射測距系統協助定位。於調查結束返校後，再以設置於系館建築物頂層 Trimble 基站資料融合移動站資料，做後續差分改正，經改正後樣株位置之二維平均定位誤差在 1 m 以內。最後，將其轉換為 ArcGIS 所能讀取及處理的 shapefile 圖層資料，且座標系統設定為 TWD67 及 T M 2° 分帶。

(三) 圖層疊合

將上述五項因子圖層及薯豆及卡氏櫛區塊圖層，以 ERDAS Imagine 軟體中 Image Interpreter\Utilities\ Layer Stack 疊合形成 GIS 資料庫，供後續取樣分析與模擬之用。再以 ERDAS Imagine 軟體中 Image Interpreter\ Utilities\ Subset 分別切取目標樹種區塊 (即主體) 與該樹種之互補區塊 (即背景)。

(四) 樣本選擇與切取

本研究之目標樹種為惠蓀林場內 GPS 調查之薯豆及卡氏櫛樣株。依據 Sperduto and Congalton (1996) 之研究，將背景 (非生育地) 樣本對主體 (生育地) 樣本以至少三倍的比例來選取。同時依據 Pereira and Itami (1991) 採隨機分散選取樣本，以避免樣本空間自相關 (spatial autocorrelation)，分別計算主體區塊和背景區

塊在五項因子之相關統計值。本研究採用分割樣本建模與驗模之實驗設計方法 (Chang, 2010)，選取全數樣本中的三分之二作為模式建立用之訓練樣本，而其餘的三分之一作為後續模式驗證用之檢測樣本。

(五) 建立模式

使用 SPSS 統計分析軟體進行三種多變量統計模式之運算，茲分述如下：

1. 抉擇樹

分類迴歸樹 (CART) 演算法為 (Breiman *et al.*, 1984) 所開發，Verbyla (1987) 首次運用於生態研究上，即為抉擇 (決策) 樹的演算法之一。此方法因在統計上無常態分布的假設，故屬於無母數統計方法之一 (鄧家駒, 2004)。抉擇樹同時也是一種資料探勘 (data mining) 領域中兼具分類與預測功能的技術，藉由分析給定的已知原始資料，來建立適當的分類規則，且根據此規則對未知類別的資料進行預測，以一個單一解釋 (預測) 變數函數，來建構一個二分式決策樹。樹狀圖形頂端的節點稱為根節點 (root node)，最下方的節點則稱為葉節點 (leaf node)，每個葉部節點擁有一個類別標記 (class label)，如圖 2 所示。圖中 X, Y, Z 為分支，即測試之結果，中節點代表測試條件，即輸入之解釋變數 (如海拔、坡度等環境因子)，葉節點分為「0」與「1」，在本研究即分別為薯豆及卡氏儲的「非生育地」與「生育地」。當給定的原始資料從根部節點進入決策樹後，可應用各種不同的演算法，來決定每筆資料該進入下一層的哪一個子節點 (child node)，此過程不斷地反覆，直到所有的資料到達葉部節點，而停止分割的六種情況，可參見林震岩 (2008)。

從根部到每一個葉部節點都有一條獨特的路徑，每一條路徑皆表示一個用來分類資料的規則。當一筆未知的資料進入決策樹時，該筆資料將會依其符合的分類規則，而得到預測的結果 (O'Brien *et al.*, 2005)。統計軟體 SPSS 13.0 版之後才具有 CART 分析功能，放置於 Analyze\ Classify\ Tree 功能之下的演算法。

CART 的建樹過程，必須藉由分析訓練資料集中之資料特性，反覆地找出最適當的分類屬性及其分岔點 (splitting point)，將資料集予以分類。分散度 (diversity) 或稱混雜度 (impurity)，則是用來評估一個分隔屬性變數的衡量標準，對於一組資料的分散度指標以 Gini (1912) 開發吉尼指標 (Gini index) 計算其公式如下所示：

$Gini\ index = 1 - \sum c^2 \dots\dots\dots (3)$

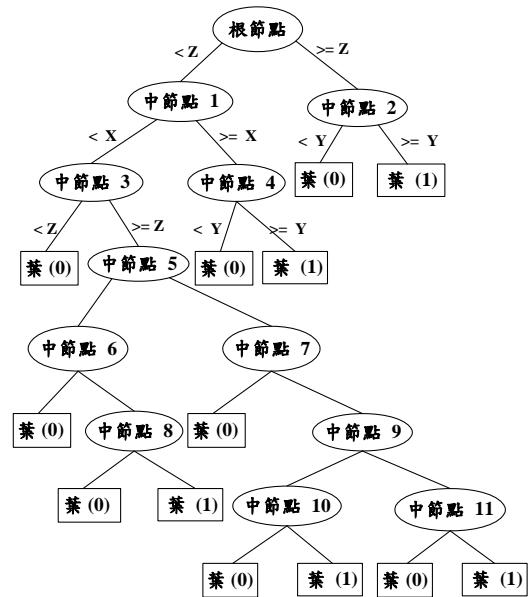


圖2. 抉擇樹之樹狀結構示意圖

Fig. 2. The tree structure of a decision tree

其中 *c* 表示每一組資料的反應比例，而最好的分隔變數是能夠降低一個資料組最多的分散度 (De'ath and Fabricius, 2000)。模式準確度評估 (accuracy assessment) 是將樣本分割為建模組與驗模組資料，而以驗模組樣本進行評估 (Breiman *et al.*, 1984)。因此，在建構 CART 模式之前，必須先選定已分類好的原始資料來源，而資料來源通常包含了許多的紀錄，每筆紀錄擁有相同數目的屬性及一個目標屬性。依照資料的特性和資料探勘的目標，必須將原始資料分割成建模組與驗模組資料，提供 CART 使用。此外，為了避免過度學習 (over-fitting)

而使 CART 樹狀結構出現過於冗長複雜的情形，可利用 CART 驗模組模式修正其結構。其原理係利用建模資料組建立預測模式後，再將驗模資料組代入模式進行驗證，可經由總資料組之中不斷選取部分資料作為建模組與驗模組，並觀察不同樹狀結構大小分類錯誤率之變化，來反覆修正的過程 (Breiman *et al.*, 1984)。

2. 邏輯思複迴歸

邏輯思複迴歸 (LMR) 模式的應變數為類別型態 (存在或不存在)，而自 (解釋) 變數可為類別型或數值型。LMR 模式之應變數是採二元資料 (0或1) 記錄的，其應變數對自變數的反應結果是呈 S 形曲線而非直線關係，比較接近生物對環境的反應，故較適合建立模式 (李培芬, 2000)。因為線性迴歸在考慮解釋變數的選取時，必須要注意所選出來的解釋變數和應變數是否存在著因果關係，透過資料中的某些已知的訊息，便可對未知的變數做預測。除此之外，如果解釋變數之間的關係非常密切，則彼此之間或許存在有共線性的關係，顯然不適合放在同一個模型中。LMR 最大的優點是不需符合線性迴歸及區別分析的兩個假設：應變數必須為常態分布、線性關係 (王保進, 2004；吳明隆, 2008)。

LMR 模式屬於廣義的線性模型使用邏輯思鏈結函數 (logistic link function)，主要用於應變數為二元性資料。LMR與傳統的迴歸分析性質相似，差別在於它是用來處理類別性 (categorical) 資料的問題。由於類別性資料是屬於離散型的資料，所以必須先將連續型資料轉為介於0與1之間的離散資料型態，才可以對轉換過後的連續型資料作迴歸。然而，對於離散型變數有很多分析方法可供採用，而選用 LMR是根據兩個主要的理由：第一個理由是基於數學觀點而言，它是一個極賦彈性且容易使用的函數；第二個理由則是因為它適用於解釋生物學上的意義 (鄭順林、康惠雯, 2006)。

邏輯思複迴歸公式使用如下，假設某一樹種 (例如，本研究探討的目標樹種為薯豆及

卡氏櫛) 在樣區中之分布情形，若存在者記為 1，不存在者記為 0，有 h 個樣本像元，假設 Y_h 為應變數， x_1, \dots, x_n 為自變數， q_h 為第 h 個樣本像元為生育地的機率，因此

$$P(Y_h=1) = q_h = \frac{\exp(B_0 + B_1x_1 + \dots + B_nx_n)}{1 + \exp(B_0 + B_1x_1 + \dots + B_nx_n)} \dots\dots\dots(4)$$

為邏輯思複迴歸公式，其中 B_0, B_1, \dots, B_n 為未知參數通常以最大概似法 (maximum likelihood) 加以估計，並以 newton-raephson 疊代法求解 (Freeman, 1987)。本研究採用統計軟體 SPSS 之 Analyze\ Regression\ Binary Logistic 運算資料。 $(B_0 + B_1x_1 + \dots + B_nx_n)$ 項乃由統計軟體 SPSS 自動迭代產生迴歸式。

自變數是否納入迴歸式視其影響力之大小並經由軟體統計檢測來決定。各自變數 (環境因子) 迴歸係數的大小可顯示其對生育地的相對重要性 (Narumalani *et al.*, 1997)。將迴歸式代入式子 (4) 可求得研究區域中任一位置出現某一樹種的機率，再與門檻值比較確認該位置是否為適生育地。本研究是以薯豆及卡氏櫛出現於某一位置 (像元) 與否當作 LMR 模式應變數，而海拔、坡度、坡向及坡面位置等因子作為自變數。某一位置出現目標樹種之機率在 0.0-1.0 之間，通常以 0.5 為出現與否之門檻，出現之機率要大於或等於 0.5，不出現之機率小於 0.5。惟可經測試後酌量調整 (例如 0.4、0.45 或 0.55)，找出整體推測準確度達最高之反轉點 (cut-off point)，從而推測產生目標樹種適生育地之全區分布圖。

3. 區別分析

區別分析，或稱判別分析、鑑別分析 (DA) 為 Fisher (1936) 所創，最早應用於貸款信用評分模型以區分好壞之貸款者；Williams (1983) 首次將此演算法應用在生態上，便對於多個植物族群的分類獲得很好的分類效果。區別分析是一種劃分群體之技術，事先將已知類別的觀察值，選取具有分類效果的樣本，利用

類別變數 (grouping variable, g 類) 當反應變數，多個計量的區別變數 (discriminant variable) 當解釋變數，建立區別函數 (discriminant function)，公式如下所示：

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_ix_i + \dots + b_nx_n \dots\dots (5)$$

y 為區別函數值 (或稱區別分數 discriminant score)， x_i 為區別變數， b_i 為區別係數 (discriminant coefficient or weight)，利用區別函數將新觀察值進行適當分類。

區別分析示意圖如圖 3 所示。假設有兩個變數 X_1 和 X_2 ；兩橢圓代表兩個族群 I 和 II 有部份相互重疊影響。族群 I 可能為薯豆或卡氏櫛分布區域、族群 II 可能為其它鄰近薯豆或卡氏櫛分布區域之樹種，其生態環境是交疊重複難以區分開的。區別分析的原理便是找出能劃分 I、II 兩族群的交點所連成之直線 DF，與另一條引自原點而與直線 DF 垂直的直線 Y 交於 C 點。直線 Y 即是區別函數圖形，線上任何一點觀測值可由 X_1 和 X_2 兩個變數轉換而得；直線 Y 上的 C 點，稱為分界點，將 Y 值分為兩部份，作為區分 I、II 兩族群之依據。兩個族群的 X_1 和 X_2 變異數不同，要使組間變異數對組內變異數比值達最大時方能找到分界點；就可以得到每個區別變數的權重係數，其意義與迴歸分析類似。標準化後的區別係數值愈大，代表此區別變數對群體的區別能力愈高 (黃俊英, 2007)。本研究採用統計軟體 SPSS 之 Analyze\ Classify\ Discriminant 運算資料。 $(b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n)$ 項乃由統計軟體 SPSS 自動迭代產生之線性判別式。

區別分析屬參數式統計分類法，在應用上需遵守三個前提假設：(1) 一個區別變數不能是其它別變數的線性組合，會有複共線性問題；(2) 各類組間組內變異數皆要相等；(3) 各組區別變數之間具有多變量常態分配 (林震岩, 2008)。由於赴現場調查相當費工耗時，在進行統計分析時略過前提假設檢定，改以事後檢定的方式，採多組獨立樣本回推驗證模式的可靠性。此外區別分析不只停留在描述各類

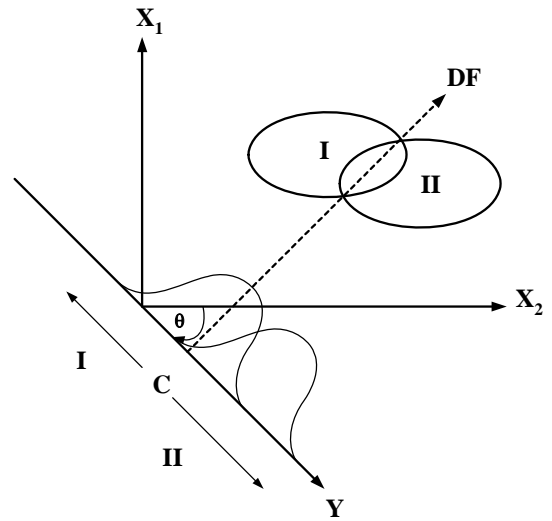


圖3. 區別分析的幾何圖形觀念

Fig. 3. The concept of geometry for discriminant analysis

組間變異上的關係，還能夠對未知所屬之類組加以區別分類，故本研究較重視後者預測薯豆或卡氏櫛空間分布的情形，與前提假設違反並無直接相關。但為避免複共線性會有不利分類的影響，採逐步估算法 (step-wise estimation)，逐漸加入新的解釋變數，將不適合的剔除直到模式合理為止。後續研究也將擴增樣本數，以更多獨立樣本檢測方式驗證模式並做假設檢定有無違反假設前提。

(六) 模式驗證及評估

模式準確度評估是將推測結果與實際情況相互比較，並計算兩相符合之正確百分比率，其中應包含整體準確度、 $kappa$ 相符係數 (coefficient of agreement)、主體 (目標) 推測準確度、背景推測準確度。惟因採全區逐格做像元對像元之比對殊為不可能，故採抽樣方式兩兩比對。由全區抽取樣本除須符合統計取樣原則外，所選總樣本通常分為建模用之訓練樣本與驗模用之檢核樣本兩組，再分別實施模式準確度評估，此方法普遍應用在多光譜遙測影像分類之準確度評估，旨在避免建模樣本自身評

估所隱含之偏頗與降低外推 (extrapolation) 之可能風險 (Jensen, 2005; Lillesand *et al.*, 2008)。

SPSS 統計軟體 DT 與 DA 模組具準確度評估功能,「建模組」訓練樣本於輸入樣本建立模式之時一併完成準確度評估。DT 與 DA 的「驗模組」與「建模組」的準確度評估是於 SPSS 軟體 DT 與 DA 模組執行時一併完成;此三模組的潛在生育地全區預測圖皆需藉由 ERDAS Imagine 軟體 Spatial Modeler 的協助,來完成繪圖工作。

四、結果與討論

(一) 空間分布特性統計分析

試區為矩形,其左上角之 TM 2° 分帶座標為 (248,845.500, 2,668,192.500), 右下角座標為 (264,590.500, 2,657,317.500), 涵蓋面積約為 17,136.0 ha (其中包含惠蓀林場不規則區域面積為 7,477 ha)。所用之 DEM 網格資料,是

根據前列矩形區域的座標,以 ERDAS Imagine 的 Interpreter\ Utilities\ Subset 功能切取出來,其範圍大小為 3,150行 (columns) × 2,176 列 (rows), 總共有 6,854,400 個像元,像元尺寸為 5 × 5 m。

1. 薯豆

以 GPS 定位所得樣木共230株,東峰溪與北東眼山地區有126株,而關刀溪地區有104株。五個因子之基本統計值如表2所示。樣本分布海拔介於 1,075-2,027 m 間,較一般傳統植群調查分布範圍 0-2,200 m 窄了許多,此乃因本研究區下河谷之調查路線末段及海拔較低的東峰溪河谷,受921地震影響嚴重坍方,地面原有植群幾乎破壞殆盡,目前無樣木可取。整個試區最低海拔 445 m,亦高於 0 m。

表2顯示薯豆分布在平均坡度24°處,明顯小於全區平均坡度34°,其偏好生長緩坡處;由表中可看出薯豆坡面位置之分布多出現在

表2 薯豆及全區於五項環境因子之相關統計值

Table 2. The statistic of five variables for the study area and JE sites

統計值	全區					薯豆				
	海拔 (m)	坡度 (°)	坡向 (°)	坡面位置	植生指標	海拔 (m)	坡度 (°)	坡向 (°)	坡面位置	植生指標
平均值	1,314	34	—	4	25	1,520	24	—	7	26
眾數	1,239	37	126	6	22	1,869	22	339	7	22
最大值	2,418	89	361	8	119	2,027	49	358	8	60
最小值	445	0	1	1	5	1,075	2	2	2	20

「7」; 依坡向來看,眾數339°,薯豆樣木多分布在較乾燥的西北向。現場觀察得知,薯豆多生長於稜線上或其兩側平台土層淺薄處,其小苗與木荷一樣,需生長在陽光直射處,森林內不易尋得。薯豆在秋、冬季節時若遇缺水狀態,樹葉會轉為紅色,且全部會漸漸脫落,直到缺水狀況解除後,會再長出新葉。傳統調查中發現薯豆常與台灣杜鵑伴隨出現於中海拔地區,且土壤多屬於淺薄乾燥或是土層中有灰化

層產生,其出現地區伴隨出現的植物高度均較為低矮。

2. 卡氏櫛

以 GPS 定位所得樣木共115株,主要分布在東峰溪及北東眼山稜線,表3所示是樣本在五個環境因子之描述統計值。表3顯示卡氏櫛樣本之分布範圍 1,718-2,097 m,略低於傳統調查之海拔分布 2,000-2,400 m。根據已往調查得知守城大山及有勝山區亦有分布,海拔亦被傳

統生態學公認為是其分布的限制因子之一。平均坡度 13° 遠低於全區平均坡度 34° ，顯示其偏好生長在較平緩坡面上，並且由卡氏櫛坡面位置之統計值顯示其多數生長在接近稜線的坡面上。由現場觀察得知，卡氏櫛生長環境相當優渥，日照強甚少遮蔭，具較厚之土層，可保持養分與水分，惟於此環境下物種間之競爭性亦

強，然卡氏櫛因生長較快，故得以生存。卡氏櫛在中海拔闊葉林中，常可長成數一數二的大樹，本研究中卡氏櫛共定位115株，其中胸高直徑超過 80 cm 者，約有40株左右，在研究區中極少看見其小苗，可見其在更新方面似乎有所限制。

綜觀來看，在惠蓀林場內，卡氏櫛的分布

表3 卡氏櫛及全區於五項環境因子之相關統計值

Table 3. The statistic of five variables for the study area and *Castanopsis carlesii* sites

統計值	全區					卡氏櫛				
	海拔 (m)	坡度 ($^\circ$)	坡向 ($^\circ$)	坡面 位置	植生 指標	海拔 (m)	坡度 ($^\circ$)	坡向 ($^\circ$)	坡面 位置	植生 指標
平均值	1,314	34	—	4	25	1,907	13	—	7	24
眾數	1,239	37	126	6	22	2,094	6	7	7	22
最大值	2,418	89	361	8	119	2,096	33	359	8	73
最小值	445	0	1	1	5	1,718	1	0	2	20

明顯受海拔因子所限制，薯豆常分布於稜線或陡坡上、但在惠蓀林場現地觀察發現，林場的主稜線部分，大多又寬又平，與台灣大部份山區稜線，又窄又陡有所不同，加以大部分樣木多來自寬平的稜線上，經統計後可能會造成分布坡度低估的情形，然亦有少數生長在 45° 的陡坡，這些少數待後續研究或增加來自不同區域樣木時即可驗證。

本研究所使用之環境因子全由 GPS 定位樣木所得的座標，套疊至航遙測資料推導而來，且與傳統生態調查之描述頗為吻合。傳統調查的環境因子調查，除耗費人力外，所得資料多為點狀，藉由航遙測所得之資料為面狀的連續性資料，可減少人力負擔，對於未來植群調查及分析會有一定程度之貢獻。

(二) 預測變數組合

本研究在建立及驗證 DT、DA 與 LMR 模式，係以 SPSS 統計軟體為主，而以 ERDAS Imagine、ArcGIS、Idrisi 及微軟 Excel 為輔。SPSS 軟體的 DT、LMR 及 DA 模組可從輸入的預測（獨立）變數計算並呈現各個變數對模

式預測能力之效用。海拔、坡度、坡向、坡面位置及植生指標為本研究建立模式之五個獨立變數。五個變數有30種組合，扣除掉五取一、五取二組合後，仍有五取三、五取四、五取五等組合，總共還有15種組合。因此，有必要透過三種模式篩選出最有效用變數。DT 為無統計假定之非參數式法，可由樹狀圖內預測變數出現順序先後及次數多寡為依據加以篩選。DA 及 LMR 為具統計假定之參數式法，DA 可據各變數標準化判別係數大小來挑選，而 LMR 可據各變數之 Wald 檢定值大小來挑選（林震岩，2008）。在透過該軟體三種模組執行之後，DT、LMR、DA 均篩選出坡面位置、坡度、海拔分佔前三名最有效用的變數，而坡向及植生指標則殿後，分居第四、第五。本研究為了利於後續的評估比較，統一採用篩選結果為依據，以海拔、坡度、坡面位置等三個變數來分別建立這三種模式，且以它們所得之推測準確度作為比較基準。

(三) 統計方法比較

本節係針對同一樹種比較 DT、LMR、DA

三種模式的推測準確度；其次也針對同一模式比較其在兩樹種潛在生育地的推測準確度。

1. 相同樹種三模式之比較

表4是薯豆以海拔、坡度、坡面位置所建立的三種模式，分別以建模及驗模樣本做準確度評估所得之結果。為使討論精簡扼要，以下皆採建模及驗模精度均值比較。不論就整體精度或 *kappa* 值而言，DT 模式精度的均值高於 LMR，*kappa* 值尤為明顯，而兩模式精度又明顯高於 DA 者。其次，分別就「非生育地」與「生育地」生產者精度來看，DT「非生育地」精度(建模及驗模均值95%)與 LMR(均值95%)相等，而此二者「非生育地」精度又明顯高於 DA(均值81%)；相反的，DT「生育地」生產者精度(建模及驗模均值81%)高於 LMR(均值62%)，而此二者「生育地」精度又明顯低於 DA(均值89%)。三模式「非生育地」使用者精度均值相近，皆在95% 以上，

而「生育地」使用者精度均值為 DT (68%) 高於 LMR (61%)，二者又遠高於 DA (40%)。再深入檢視 DA 數據，DA 推測之生育地漏授僅 11% (100% – 生產者精度)，然誤授卻達60% (100% – 使用者精度)。由此可見，DA 模式遭遇主要問題是發生在將「非生育地」誤授為「生育地」，大幅犧牲背景(「非生育地」)之精度，來換取提高目標樹種「生育地」之精度，此即 DA 之缺點所在，不利找出模式尚未考量之預測變數。

表5顯示係以海拔、坡度、坡面位置三因子建立 DT、LMR 與 DA 模式推測試區薯豆潛在生育地圖及面積。在 DT 模式之推測全區潛在生育地圖中，在總面積 17,136 ha 中有 3% 被推測為潛在生育地，三模式中所佔百分比最小；LMR推測結果佔總面積之4.2% 居次；DA 則佔12% 為最大。因此，DT 於潛在生育地的推測上最嚴謹，而DA最為寬鬆，與三模式推

表4. 海拔、坡度及坡面位置建立三種模式預測試區薯豆潛在生育地之誤差矩陣表

Table 4. The error matrix for the two models based on elevation, slope, and terrain position r predicting the potential habitat of *Elaeocarpus japonicus* in the study area

模式	整體精度 (%)	<i>kappa</i>	類別	驗證	生產者精度 (%)	使用者精度 (%)
DT	建模	95	生育地	建模	90	76
	驗模	91		驗模	71	60
	平均	93	非生育地	建模	96	99
		0.70		驗模	94	96
LMR	建模	90	生育地	建模	67	58
	驗模	91		驗模	56	63
	平均	90	非生育地	建模	93	95
		0.56		驗模	96	94
DA	建模	81	生育地	建模	90	41
	驗模	84		驗模	88	39
	平均	83	非生育地	建模	80	98
		0.40		驗模	83	98

平均：分別是指建模及驗模的整體精度、*kappa*、生產者精度、使用者精度的平均值。

測精度高低排序相符。從相反觀點來看，DT 可縮減地面調查面積最大，LMR 居次，而 DA 最小。因此，DT 模式可降低最多地面調查所

需經費與人力，而 DA 最少。

表6是卡氏櫛三個因子模式分別以建模及驗模樣本所作準確度評估的結果。為使討論精

表5. 海拔、坡度、坡面位置建立三種模式預測試區區薯豆潛在生育地之分布統計

Table 5. The distribution statistics of the potential habitat of *Elaeocarpus japonicas* in the study area predicted by the three models of elevation, slope, and terrain position

類別	DT模式		LMR模式		DA模式	
	面積 (ha)	%	面積 (ha)	%	面積 (ha)	%
生育地	518.00	3.0	714.43	4.2	2050.51	12.0
非生育地	16618.00	97.0	16421.57	95.8	15085.49	88.0
合計	17136.00	100.0	17136.00	100.0	17136.00	100.0

簡扼要，以下皆採建模及驗模精度均值比較。不論就整體精度或 $kappa$ 值而言，DT 模式精度的均值 (97%、0.85) 稍高於 LMR (95%、0.79)，而兩模式精度又明顯高於 DA (91%、0.59) 者。其次，分別就「非生育地」與「生育地」生產者精度來看，DT「非生育地」精度 (建模及驗模均值97%) 僅略高於 LMR (均值96%)，而此二者「非生育地」精度皆高於 DA (均值90%)；相反的，DT「生育地」生產者精度 (建模及驗模均值93%) 高於 LMR (均值88%)，而此二者「生育地」精度皆低於 DA (均值100%)。三模式「非生育地」使用者精度的均值皆近於100%，而「生育地」使用者精度均值為 DT (84%) 高於 LMR (75%)，二者又遠高於 DA (58%)。

再深入檢視 DA 數據，DA 推測之生育地漏授為 0% (100% - 生產者精度)，然誤授卻達 42% (100% - 使用者精度)。由此可見，DA 模式遭遇主要問題與薯豆相同，是發生在將「非生育地」誤授為「生育地」，大幅犧牲背景 (「非生育地」) 之精度，來換取提高目標樹種「生育地」之精度，此即 DA 之缺點所在，不利找出模式尚未考量之預測變數。卡氏櫛與薯豆唯一差別是，卡氏櫛於 DT、LMR、DA 三模式，不論就整體精度或 $kappa$ 值皆明顯高於

對應於薯豆之三模式者。而其原因為何將於次節接續討論。

表7顯示三種模式所推測卡氏櫛潛生育地之分布。DT 所推測出潛在生育地面積最小，佔總面積2.2%，LMR 佔3.2%，而 DA 則稍高佔4.9%。所得結果與薯豆近似，DT 可縮減地面調查面積最大，LMR 居次，而 DA 最小。因此，DT 模式可降低最多地面調查所需經費與人力，而 DA 最少。

2. 兩樹種相同模式比較

在此一小節裡，本研究將表4與表6並列，分別針對 DT、LMR、DA 三種模式比較它們在兩樹種推測精度之差別，並找出差異原因所在。

為了使討論精簡扼要，此處仍採用建模及驗模精度平均值來比較。首先就 DT 模式來比較，卡氏櫛在 DT 的整體精度97% 略高於薯豆的93%，而卡氏櫛在 DT 的 $kappa$ 值0.85 更遠高於薯豆的0.70。其次就 LMR 模式來比較，卡氏櫛在 LMR 的整體精度95% 高於薯豆的90%，而卡氏櫛在 LMR 的 $kappa$ 值0.79 更遠高於薯豆的0.56。最後就 DA 模式來比較，卡氏櫛在 DA 的整體精度91% 明顯高於薯豆的83%，而卡氏櫛在 DA 的 $kappa$ 值0.59 更遠高於薯豆的0.40。薯豆對諸多環境因子的耐性範

表6. 海拔、坡度及坡面位置建立三種模式預測區卡氏櫛潛在生育地之誤差矩陣表

Table 6. The error matrix for the two models based on elevation, slope, and terrain position predicting the potential habitat of *Castanopsis carlesii* in the study area

模式	整體精度 (%)	kappa	類 別	驗證	生產者精度 (%)	使用者精度 (%)	
DT	建模	97	生育地	建模	94	平均 88	
	驗模	96		驗模	91	93	79 84
	平均	97	0.85	非生育地	建模	98	平均 99
				驗模	97	97	99 99
LMR	建模	95	生育地	建模	88	平均 75	
	驗模	95		驗模	88	88	74 75
	平均	95	0.79	非生育地	建模	96	平均 99
				驗模	96	96	98 99
DA	建模	90	生育地	建模	100	平均 55	
	驗模	93		驗模	100	100	61 58
	平均	91	0.59	非生育地	建模	88	平均 100
				驗模	92	90	100 100

平均：分別是指建模及驗模的整體精度、kappa、生產者精度、使用者精度的平均值。

表7. 海拔、坡度、坡面位置建立三種模式預測區區卡氏櫛潛在生育地之分布統計

Table 7. The distribution statistics of the potential habitat of *Castanopsis carlesii* in the study area predicted by the three models of elevation, slope, and terrain position

類 別	DT模式		LMR模式		DA模式	
	面積 (ha)	%	面積 (ha)	%	面積 (ha)	%
生育地	379.15	2.2	539.28	3.2	839.22	4.9
非生育地	16756.85	97.8	16596.72	96.8	16396.78	95.1
合 計	17136.00	100	17136.00	100	17136.00	100

圍都相當大，故其生態幅度甚寬，無重要限制因子，即如其海拔分布上限約在 2,200 m，超過此上限某一範圍，薯豆或可能以小喬木形態出現，不至於完全絕跡。相對的，卡氏櫛分布在海拔耐性範圍有最低下限，約在 1,700 m，就關刀河流域而言，在此下限幾乎少有出現，即或出現，數量極少且樹徑極小，無法和東峰流域的高大卡氏櫛相互比擬。本研究推斷卡氏櫛的海拔限制因子在三種模式的建模上形成極為顯著的區分能力，相對上薯豆欠缺此種關

鍵因子形成相比擬的分辨能力，故卡氏櫛在三種模式的推測效能均遠優於薯豆者。

3. 模式執行效率之比較

本研究所採用的三種模式於 SPSS 軟體操作下皆易於建構，而 DT 和 DA 模式以訓練及檢測樣本分別做驗證時，皆是按一次執行鍵即可完成，惟 LMR 則須再借助 ERDAS Imagine 軟體協助處理檢測樣本之驗證，多了一道程序。LMR 與 DA 在繪製全區之潛在生育地圖甚為容易，然而因 DT 模式是由為數甚多代表

各節點之不等式所組成，在繪製全區潛在生育地圖時，實際操作程序上相當繁瑣，自動化程度略顯不足。

五、結論

本研究運用多變量統計的抉擇樹 (DT)、邏輯思複迴歸 (LMR) 及區別分析 (DA) 建立潛在生育地推估模式並評估模式預測效能。不論是薯豆及卡氏櫛，DT 推測能力最優，LMR 居次，而 DA 墊底。DT 為非參數式，而 LMR 及 DA 皆為參數式，因 DA 受到最多統計假設限制，且因其以誤授「非生育地」來換取降低「生育地」漏授，導致其推測效能最差。三模式推測潛在生育地面積佔全區百分比以 DA 最大，LMR 居次，DT 雖最小，但因減少後續地面調查面積最大，而成效最佳。三者於建模後完成首次推測，可從全區約 17,136.0 ha 篩選出 3-12% 之高潛力區，未來可依此原則大幅減少地面調查之面積，進而降低需要投入的經費與人力。

卡氏櫛在三種模式推測能力均遠優於薯豆，乃因卡氏櫛有海拔於 1,700 m 限制因子，而薯豆欠缺此類型因子。本研究認為珍稀物種多具有生態上限制因子，而廣泛分布物種則少有限制因子，故於物種空間分布模擬上前者相對較後者為容易。即如本研究案例，卡氏櫛雖非珍稀物種，屬於廣泛分布，因有海拔耐性範圍之下限，故於其空間分布模擬上相對較容易，而薯豆各環境因子的生態幅度甚寬，反而難以預測其空間分布。

在環境因子方面，本研究透過 3S 技術所取得的統計值，與傳統調查比對，因調查範圍的大小不同，雖確有些許差異存在，但整體而言還頗為吻合。在建模及分析過程中，發現所採用的環境因子中，海拔、坡度及坡面位置為三種模式建模時，為最具影響力之因子，坡向及 SPOT-5 導出植生指標對模式預測能力貢獻極小。

就模式建構與驗證自動化程度來看，三種

模式建模時自動化程度均甚高，難分軒輊。但驗模時 DT 及 DA 模式皆可在 SPSS 軟體中自動執行，惟 LMR 則須再借助其他軟體協助處理。三種模式推測並繪製全區潛在生育地時，LMR 和 DA 自動化程度高，然而 DT 處理步驟則略較繁瑣。

六、參考文獻

- 王保進 (2004) 多變量分析：套裝程式與資料分析。高等教育出版社。第483頁。
- 王相華、潘富俊、劉景國、于幼新、洪聖峰 (2000) 台灣北部福山試驗林永久樣區之植物社會分類。台灣林業科學15(3): 411-428。
- 李培芬 (2000) 以遙測和 GIS 探討台灣地區之脊椎動物多樣性 (I)。行政院農業委員會。
- 吳明隆 (2008) SPSS操作與應用多變量分析實務。五南圖書出版公司。第134-151頁。
- 林震岩 (2006) 多變量分析：SPSS的操作與應用。智勝文化事業。第526-545頁。
- 俞秋豐 (2003) 台灣東北氣候區植群分類系統之研究。國立台灣大學森林研究所博士論文。
- 許浩銓 (2007) 應用 GIS 及多變量統計於惠蓀林場卡氏櫛與木荷潛在生育地之推估。中興大學森林學研究所碩士論文。
- 黃俊英 (2007) 多變量分析，第七版。華泰文化。第137-163頁。
- 黃凱易、黃慧欣、施勝誠 (2000) 由地文因子以 GIS 評估冷杉生育地之特性。中華林學季刊 33(2): 231-243。
- 彭國棟 (1994) 南投縣植物資源。特有生物研究保育中心。第12頁。
- 謝立忻、羅南璋、黃凱易 (2005) 應用 3S 地球空間技術於植群分布型態之探討。中興大學實驗林研究季刊 27(4): 37-46。
- 鄧家駒 (2004) 多變量分析。華泰文化。第369-394頁。
- 劉業經、呂福原、歐辰雄 (1988) 台灣樹木誌。

- 國立中興大學農學院。
- 劉棠瑞、蘇鴻傑 (1992) 森林植物生態學。台灣商務印書館。
- 鄭順林、康惠雯 (2006) 資料探礦中的統計預測與分類方法 (一) <http://web.thu.edu.tw/sljeng/www/Datamining/predict.htm>
- 羅南璋 (1992) 惠蓀實驗林場東峰溪集水區分析。中興大學森林學研究所碩士論文。
- 蘇鴻傑 (1987) 森林生育地因子及其定量評估。中華林學季刊, 20(1): 1-14。
- Aronoff, S., (1993), Geographic Information System: A Management Perspective, WDL Publications, Ottawa, Canada.
- Bourg, N. A., W. J. Mcshea and D. E. Gill (2005) Putting A CART Before Search: Successful Habitat Prediction for A Rare Forest Herb. *Ecology* 86(10): 2793-2804.
- Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olsen, and C. G. Stone (1984) Classification and Regression Trees. Chapman and Hall, New York, USA. 357 pp.
- Chang, K. T. (2010) Introduction to Geographic Information Systems, 5th ed., The McGraw-Hill Companies.
- Felicitimo, A. M., E. Frances, J. M. Fernandez, A. Gonzalez-Diez, and J. Varas, (2002). Modeling the potential distribution of forests with a GIS, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 68(5): 455-461.
- Hoffer, R. M. (1978) Biological and physical considerations in applying computer-aided analysis techniques to remote sensor data. In: Swain, P. H. and S. M. Davis (Eds.), Remote Sensing: The Quantitative Approach, McGraw-Hill, Inc., New York, pp.227-289.
- Jensen, J. R., (2005), Introductory Digital Image Processing-A Remote Sensing Perspective, Pearson Prentice Hall, Pearson Education, Inc.
- Kellman, M. C. (1980) Plant Geography Methuen Co. Ltd. London pp. 60-61.
- Lillesand, T M., R. W. Kiefer, and J. W. Chipman, (2008), Remote Sensing and Image Interpretation, 6th ed., John Wiley & Sons, Inc.
- Landenburger, L., R. L. Lawrence, S. Podruzny, and C. C. Schwartz, (2008), Mapping Regional Distribution of a Single Tree Species: Whitebark Pine in the Greater Yellowstone Ecosystem, *Sensors* 8: 4983-4994.
- O'Brien, C. S. Steven S. R., John J. H., Jill L. B. and Susan R. B. (2005) Landscape - level models of potential habitat for Sonoran pronghorn. *Wildlife Society Bulletin* 33(1): 24-34.
- Pereira, Jose M. C. and R. M. Itami, (1991), GIS-Based habitat modeling using logistic multiple regression: a study of the Mt. Graham red squirrel, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 57(11): 1475-1486.
- Piorecky, M. D. and Prescott, D. R. C. (2006) Multiple spatial scale logistic and autologistic habitat selection models for northern pygmy owls, along the eastern slopes of Alberta's Rocky Mountains. *Biol Conserv* 129: 360-371.
- Riordan, E. C., and P. W. Rundel, (2009), Modelling the distribution of a threatened habitat: the california sage scrub. *Journal of Biogeography* 36(11): 2176-2188.
- Skidmore, A. K. (1990) Terrain position as mapped from a gridded digital elevation model. *International Journal of Geographical Information Science*, 4: 33-49.
- Sperduto, M. B. and R. G. Congalton, (1996), Predicting Rare Orchid (Small

Whorled Pogonia) Habitat Using GIS.
Photogrammetric Engineering & Remote

Sensing 62(11): 1269-1279.