

取樣策略對卡氏櫛適生育地模擬之影響

The influence of sampling strategy on modeling the suitable habitat of *Castanopsis carlesii*

涂俊豪*

羅南璋**

張偉頤***

黃凱易****

Chun-Hao Tu

Nan-Jang Lo

Wei-I Chang

Kai-Yi Huang

摘要

近年物種生育地分布的模擬已成為生態學上的研究焦點之一。於森林地區模擬物種分布時，主體與背景樣本間的比例變化，間接代表了森林中物種分布的複雜性。本研究將探討取樣數量對抉擇樹 (DT)、最大熵值 (MAXENT) 及區別分析 (DA) 模式預測結果之影響。本研究選擇廣泛分布於台灣中高海拔山區的卡氏櫛 (*Castanopsis carlesii*) 為研究對象，以不同數量的背景樣本來測試。藉 GIS 疊合海拔、坡度、坡向、坡面位置及 SPOT-5 影像導出植生指標與卡氏櫛樣株，分別結合三統計模式預測卡氏櫛於惠蓀林場的適生育地，評估樣本數對預測結果的影響。當背景樣本對主體比率達五倍時，MAXENT 的 $kappa$ 值可達 0.82，與 DT 相當，且又遠大於 DA。當比率提升至 100 倍時，三者的 $kappa$ 值皆會下滑，MAXENT 的 $kappa$ 值明顯降至 0.33，而 DA 劇降至 0.13；相對地 DT 僅從 0.84 逐漸降至 0.44。此結果顯示 DT 對該比率變動的敏感度較小的優越性，也點出在台灣高多樣性森林中預測物種分布的困境，因主體與背景樣本數量差距過大，使誤授大幅升高，進而使 $kappa$ 值劇跌。若能隨背景樣本數適度調增主體樣本數，維持約在 1-5 倍，應可有效改善此問題。惟台灣山區林地取樣困難，致使可取得的樣本數量也有限。因此，未來我們期望可由高空間、高光譜解析度影像來區分不同樹種之細微光譜反射差異，俾利於主體樣本的選取。

關鍵字：取樣策略、物種預測模式、最大熵值法 (Maximum Entropy, MAXENT)、抉擇樹 (Decision Tree, DT)、區別分析 (Discriminant Analysis, DA)。

Abstract

The simulating of species' distribution has become a focus in ecology in recent years. When these studies were performed in forest, the changes of ratio of target to

* 國立中興大學森林系 碩士研究生。e-mail: eno8888888@hotmail.com

Master Student, Department of Forestry, National Chung-Hsing University

** 國立中興大學實驗林管處育林組 組長。e-mail: njl@dragon.nchu.edu.tw

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

*** 林務局森林新竹林區管理處 處長。e-mail: weij@forest.gov.tw

Director, Hsinchu Forest District Office, Forest Bureau, Council of Agriculture

**** 國立中興大學森林系 教授。e-mail: kyhuang@dragon.nchu.edu.tw

Professor, Department of Forestry, National Chung-Hsing University (**Corresponding author**)

background sample size could represent indirectly the complexity of species distribution. This study evaluated the effect of sample size to the prediction of decision tree (DT), maximum entropy (MAXENT), and discriminant analysis (DA). *Castanopsis carlesii* that grow widely in mountain area in Taiwan was chosen to be the target. The dataset included altitude, slope, aspect, terrain position, and vegetation index from SPOT-5 images, and we built three models to predict the potential habitat to evaluate the effect of different background sample size. The results show that the *kappa* value of MAXENT was 0.82 when the amount of background sample was five times more than target samples, it was close in DT, both them was much higher than that in DA. When the amount of background sample was increased up to 100 times more than target sample, the *kappa* values was decreased significantly to 0.33 in MAXENT, 0.44 in DT, and 0.13 in DA. These results also indicated that it is difficult to predict the species' habitat exactly in forest with high complexity. Too many background samples will cause the commission increased. Keeping the amount of background sample in one to five times of target sample will result in better prediction. However, it is hard to acquire many samples throughout everywhere in mountain area, we will extract some spectral information from high spatial resolution and hyperspectral images to assist the sampling task.

Keywords: Sampling design, Predictive model, Decision tree (DT), Maximum entropy (MAXENT), Discriminant analysis (DA).

前 言

物種生育地之模擬預測已成為生態研究的一項重點。經由生育地的預測了解各物種之分布狀況及可能出現或適合生長之潛在生育地，可進一步協助生態調查、生育地的監測及保育、造林等多項經營決策，增進生態系統之平衡及改善環境變遷的狀況。

近年來亦有許多研究探討此預測模式之建立。生育地預測模式包含了許多步驟，由材料收集、變數選擇、資料處理、統計模式以至於預測結果，各個步驟皆需經過仔細評估考量，以配合不同研究目的之需要。而隨著遙測 (Remote sensing, RS) 和地理資訊系統 (Geographic information system, GIS) 技術之發展及電腦軟硬體和統計方法之演進，此類預測模式更可準確地預測物種之生育地並做出更細微的分類，提升此類預測科學之能力 (Miller *et al.*, 2004)。

然而目前國內外絕大多數植物生育地預測相關研究都坐落於大面積純林、人工林或農業地區，預測上多數皆有良好之結果。少有研究著重於物種間之分類，不同物種間之光譜及幾何特性差異相對較小，分類上的難度較高，且隨著該地區物種多樣性提高，會有更大量性質相近的物種出現，其預測模式也更難以區分不同物種 (Dalponte *et al.*, 2008)。本研究藉由逐步提高背景樣本數量，代表物種多樣性之提升，因生物間的競爭關係，物種多樣性越高，單一樹種於一地區之相對比例則會越低，由此探討一地區物種多樣性高低對預測模式之影響。

背景樣本之選取，除可代表物種多樣性之高低外，亦代表了在一混合林地區，主體樣本相對於背景所占面積較少。Sperduto and Congalton (1996) 提出背景樣本需為主體樣本三倍以上，使之得以突顯背景之代表性。然該文乃根據其研究區物種分布狀況選取背景樣本，相較於高多樣性森林，單一物種所分布地區更為狹小，是否需隨之提高背景樣本數量，亦為本研究之評估重點。

最大熵值法 (Maximum Entropy, MAXENT) 為一較新穎之預測模式，近年來

廣被運用於生態相關研究中，如生物量及物種分布預測等等 (洪煜鈞, 2009; 黃美秀等, 2010; Elith *et al.*, 2006; Hernandez *et al.*, 2006; Peterson *et al.*, 2007; Kumar and Stohlgren, 2009)。而過去常用之統計方法上包含抉擇樹 (Decision Tree, DT) (De'ath and Fabricius, 2000; Felicísimo *et al.*, 2004; Bourg *et al.*, 2005; O'Brien *et al.*, 2005; and Landenburger *et al.*, 2008) 及區別分析 (discriminant Analysis, DA) (Marnell, 1998) 等等也都被證實具有不錯的預測效力。因此，本研究採用 MAXENT 與 DT 及 DA 三種分析方法，俾能瞭解三者於卡氏槲潛在生育地推測之優劣所在。

卡氏槲 (*Castanopsis carlesii*)，又名長尾尖葉槲。屬陽性植物，樹形高大直立，樹冠展開可達十餘公尺寬；葉為長橢圓形，先端長尾狀漸尖；原產於中國海南、兩廣、福建及台灣等地區 (劉業經等, 1994)。根據惠蓀林場人員長期觀察經驗得知，卡氏槲的種子為許多野生動物的重要食物來源之一，顯示其在生態體系上具有其顯著之意義和價值。

本研究藉由疊合實地取得之樣本於海拔、坡度、坡向、坡面位置及 SPOT-5 所導出之植生指標，配合不同數量之背景樣本，採用 MAXENT、DT 及 DA 三種方法預測建立卡氏槲之潛在生育地預測模式。本研究旨在測試不同背景樣本數量對於此模式預測結果之影響，試圖找出主體與背景樣本間之最佳比例，並藉由背景樣本之多寡評估物種多樣性對預測模式之影響。

研究區域

本研究區涵蓋了中興大學惠蓀林場，座標約為東經 121°1'–121°8'，北緯 24°2'–24°6' 之間，隸屬南投縣仁愛鄉。惠蓀林場包含關刀溪流域和東峰溪流域，海拔最低處位於林場西北側北港溪谷 (450 m)，最高則是林場西南側之守城大山 (2418 m)。東峰溪流域為本研究定位調查卡氏槲樣木之主要區域，但卡氏槲潛在生育地之建模推估與驗模則涵蓋整個惠蓀林場地區及周圍區域，如圖 1 所示。

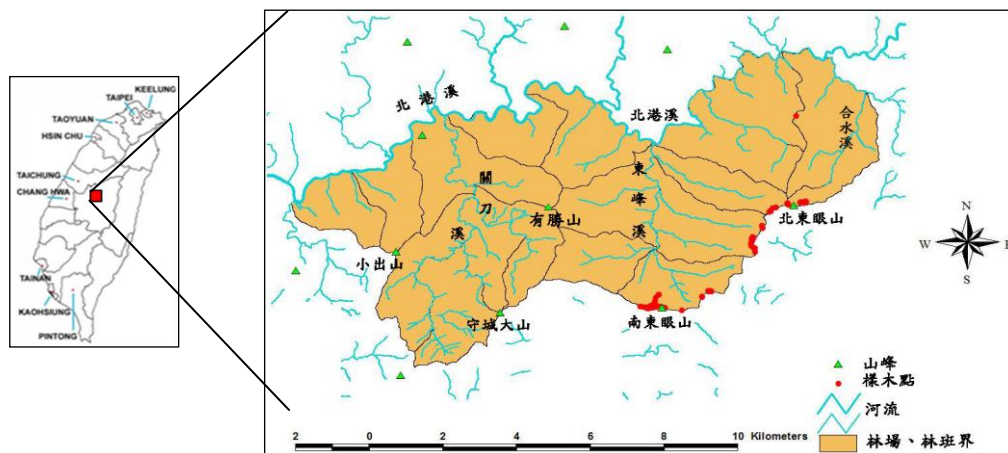


圖 1 惠蓀林場研究區位置圖研究內容

材料與方法

(一) 研究材料

1. 數值高程模型 (Digital Elevation Model, DEM)

本研究採用之數值高程模型空間解析度為 40 × 40 m，為配合生態上的需求，經內插產生 5 × 5 m 像元，使用 TM 二度分帶座標系統及 TWD67 基準。由數值高程模型取得海拔因子圖層，並經由 ERDAS 軟體計算取得坡度、坡向兩因子圖層。

2. 像片基本圖

本研究使用涵蓋試區的 1/10,000 像片基本圖 (屬航遙測資料)，用於執行稜谷線數化及建檔，亦用於卡氏櫛現場比對調查。坡面位置因子乃經由求出該網格點相對於稜谷線之位置比例所產生 (Skidmore, 1990)，分為八級，其中「1」代表谷線、「8」代表稜線。

3. 衛星影像

本研究選用 2004/07/10 和 2005/11/11 兩期 SPOT-5 影像，其基本資料如表 1 所示，取得之影像已經過 2B 等級的系統改正及幾何糾正，並配準至 TM 二度分帶座標系統及 TWD67 基準。影像經重取樣至 5×5 m，以便與數值高程模型之像元進行套疊。本研究依據植物葉內含水量變化對近、中紅外光反射率影響的差異，建立一近中紅外反射率差值比植生指標 (Hoffer, 1978)，計算公式如下：

$$\frac{NIR_{秋} - MIR_{秋}}{NIR_{夏} - MIR_{夏}} \quad (1)$$

表 1 惠蓀林場試區 SPOT-5 衛星影像基本資料

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

4. 實測樣本

本研究使用 GPS 系統搭配使用雷射槍測繪系統赴現場調查取得樣本資料，取樣區域主要位於研究區東側之東峰溪流域，共取得 120 個樣本資料。GPS 取得樣本採後續差分定位，平均定位誤差在 1 m 以內，並同樣使用 TM 二度分帶座標系統及 TWD67 基準。

本研究將卡氏櫛樣本共 120 個分為建模組 80 個 (2/3) 及驗模組 40 個 (1/3)。

(二) 研究方法

研究方法分為四個主要步驟，如下所述：

1. 資料蒐集

蒐集的資料包含：數值地形模型 (Digital Terrain Model, DTM) 圖層檔 (含海拔、坡度、坡向、坡面位置)、像片基本圖、近中紅外差值比植生指標及卡氏櫛實測樣本資料。

2. 資料處理與分析

將四地文因子資料圖層與植生指標圖層 (共五層) 疊合為 GIS 資料庫。

將 GPS 定位卡氏櫛樣本資料檔轉換為 ArcGIS 所能讀取的圖層資料；卡氏櫛之背景樣本採行分散分布隨機取樣取得，根據 Sperduto and Congalton (1996) 所述，背景樣本數量須為主體樣本三倍以上，故本研究之背景樣本分別以主體樣本之 5、10、20、30、40、50、75 及 100 倍取樣，測試不同背景樣本數量對預測結果之影響。驗模組亦以相同比例選取背景樣本。

將變數圖層與樣本資料疊合併切取以取得樣本之各屬性資料供後續模式建立使用。

3. 模式建立與推測

(1) 最大熵值法 (Maximum Entropy, MAXENT)

MAXENT 是一個較新的預測模式，它能以不完整的資訊進行預測或推論。其

原理是根據目標分布已知的資訊，探尋「最大亂度（最分散，或最接近均勻狀態）」機率分配，並藉此估算目標物的機率分配 (Phillips *et al.*, 2006)。Entropy (熵) 代表了系統的混亂程度，亦可視為雜訊影響系統中 useful 資訊的狀態，故當資料分布達最大熵時，其理論上的分布會最接近實際分布狀態 (龔文斌等, 2010)。其應用在物種分布模擬上包括了許多的特點和優勢，被視為可適用於目前已知所有物種分布模式類型 (黃美秀等, 2010)。MAXENT 計算之主要公式如下：

$$P(x) = \exp \left[\sum_{n=1}^p \lambda_n \frac{f_n(x) - \min_n}{\max_n - \min_n} - \text{linearPredictorNormalizer} \right] / Z \quad (2)$$

其中 $\frac{f_n(x) - \min_n}{\max_n - \min_n}$: 關鍵特徵 (Hinge feature) ;

λ_n : 權重係數 ;

linearPredictorNormalizer : 穩定係數，維持數值穩定性 ;

Z : 比例常數。

MAXENT 的模式建構使用其網頁所提供之套裝軟體 (<http://www.cs.princeton.edu/~schapire/maxent/>)。計算時僅需使用已知樣本點資料與各因子圖層，其自可以隨機的方式取得背景樣本點資料進行運算 (洪煜鈞, 2009)。而最後輸出函數以邏輯迴歸方式轉換為 S 型函數曲線，將其應變數變化範圍轉換至 0-1 之間。

(2) 抉擇樹 (Decision Tree, DT)

抉擇樹亦稱為決策樹，是一種資料探勘 (Data Mining) 研究領域中兼具分類與預測功能的技術，藉由分析給定的原始資料，而建立適當的分類規則，且根據此規則對未知結果的資料進行預測，以一個單一輸入變數函數，來建構一個二分式抉擇樹 (羅南璋等, 2007)。DT 經由找出與應變數有重要關聯的自變數，將母群體分割成幾個較同質的次群體，使分割後組間變異最大，即減少組間誤差平方和為最大的情形，經過不斷的分割細分成較同質的次群體，直至純度達 100% 或達事先設定之終止分割的限制條件為止 (林震岩, 2007)，最後結果呈現一樹狀結構，越大越繁瑣的結構代表其分類過程越為複雜。

(3) 區別分析 (Discriminant Analysis, DA)

區別分析以分類變數 (Grouping variable) 及區別變數 (Discriminant variable) 為應變數及自變數，藉由找出最可區分各類組之分界線，即是使組間變異除以組內變異達最大，進而建立其區別函數：

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_ix_i + \dots + b_kx_k \quad (3)$$

其中 y 為區別函數值 (Discriminant function value, 又稱判別分數)， x_i 為區別變數， b_i 為區別係數。運用此函數進行分類，可描述各類組與各區別變數間的關係，亦能對未知類組之觀察值進行區別分類 (林震岩, 2007)。

4. 模式準確度評估

模式驗證分別採用分割樣本法，其使用獨立樣本進行驗證，可避免建模樣本自身評估所隱含之偏頗並降低外推之可能風險 (Lillesand *et al.*, 2008)。

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，其中應包含整體正確率、主體推測正確率及背景推測正確率，並計算各項之 $kappa$ 係數以呈現模式之整體信賴程度。 $Kappa$ 值大於 0.8 代表預測結果與實際狀況間具有強度的一致性，而小於 0.4 時則代表較差的一致性 (Jensen, 2005)。

結果與討論

根據各預測模式所計算出之各因子重要性以海拔、坡度、坡面位置三因子之重要性遠高於坡向及植生指標，此兩因子對此模式幾乎沒有影響，如表 2 所示。故後續結果皆以海拔、坡度及坡面位置三因子建立之其預測模式。

表 2 各因子於三模式中之相對重要性

Variable	Long-leaf chinkapins		
	Percent contribution of MAXENT	Importance of DT	Standardized function coefficients of DA
Altitude	57.2%	89.5%	0.530
Slope	32.8%	100.0%	-0.661
Aspect	0.5%	11.8%	0.072
TP	9.3%	34.1%	0.337
VI	0.2%	2.5%	-0.051

TP: Terrain Position; VI: Vegetation Index

表 3 及圖 2 顯示出各背景樣本數之預測結果及其趨勢圖。由結果可看出隨背景樣本數量的增加，其整體預測精度會逐漸下滑。DT 為三模式中預測精度下滑幅度最小者，顯示 DT 在執行中受到背景樣本數之影響相對較小；MAXENT 之預測精度下滑幅度其次；而 DA 之下滑幅度最為明顯。此結果指出背景樣本數量約在主體樣本數量五倍以內時，預測上會有較佳的結果，背景樣本數量過多，會導致更多誤授產生，進而使 *kappa* 值下滑。也指出了當物種多樣性越高，主體樣本占全區比例越小時，預測上會越加困難，越容易出現錯誤。

圖 3 為三模式預測之潛在生育地圖，分別展示 5 倍及 100 倍兩圖為例，MAXENT 與 DT 兩模式預測之潛在生育地區域較為集中，DA 則明顯較為寬幅、分散。MAXENT 由 5 倍增至 100 倍時，潛在生育地面積略為增加；DT 明顯縮限至極小範圍內；而 DA 則無明顯差異。表 4 為背景樣本於 5 倍及 100 倍時之預測精確性，表 5 為三模式於各背景樣本數所預測出潛在生育地面積。MAXENT 在提高背景樣本數時，為將其主體與背景兩者之生產者精度 (Producer's Accuracy, PA) 皆維持在相近的範圍內，犧牲了使用者精度，潛在生育地面積有略增趨勢；DT 要求有較高之背景預測精度，以提高整體預測精確性，其潛在生育地面積則隨背景樣本數增加而明顯減少，但主體精度則因而偏低；DA 則是要求主體預測精度盡可能完全正確，其潛在生育地明顯較前兩者寬幅許多，但相對地背景樣本則產生較大量地誤授。

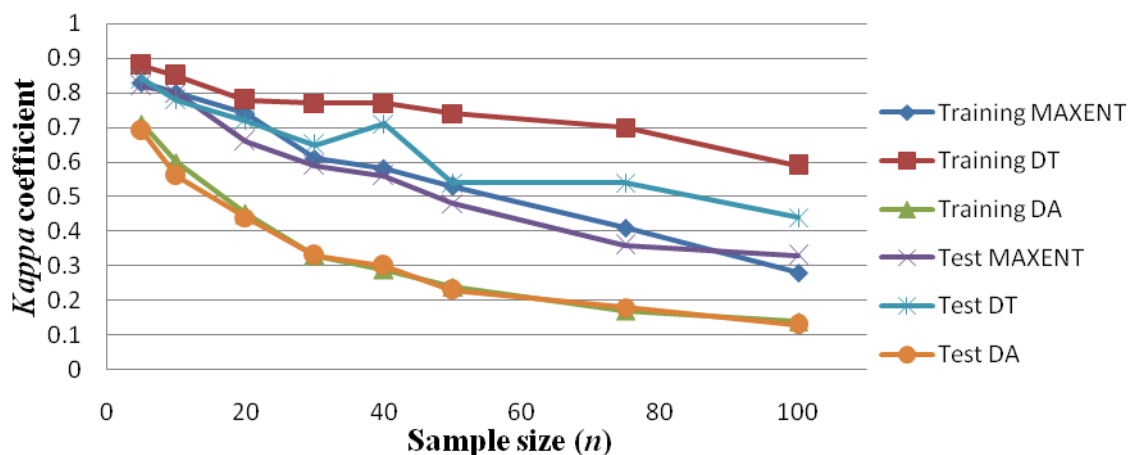


圖 2 三模式搭配不同數量背景樣本之預測精度趨勢圖

表 3 三模式搭配不同數量背景樣本之預測精確性

Model		Background sample size (multiple)								
		5n	10n	20n	30n	40n	50n	75n	100n	
Training	MAXENT	OA (%)	95	97	97	96	97	97	97	96
		<i>kappa</i>	0.83	0.80	0.74	0.61	0.58	0.53	0.41	0.28
	DT	OA (%)	97	98	98	99	99	99	100	99
		<i>kappa</i>	0.88	0.85	0.78	0.77	0.77	0.74	0.70	0.59
	DA	OA (%)	90	90	90	89	90	89	89	89
		<i>kappa</i>	0.71	0.60	0.45	0.33	0.29	0.24	0.17	0.14
Test	MAXENT	OA (%)	95	97	96	96	97	97	96	97
		<i>kappa</i>	0.82	0.80	0.66	0.59	0.56	0.48	0.36	0.33
	DT	OA (%)	95	96	97	98	99	99	99	99
		<i>kappa</i>	0.84	0.78	0.72	0.65	0.71	0.54	0.54	0.44
	DA	OA (%)	89	89	90	89	90	89	90	89
		<i>kappa</i>	0.69	0.56	0.44	0.33	0.30	0.23	0.18	0.13

OA: Overall Accuracy

表 4 三模式於背景樣本 5n 及 100n 之預測精確性

Model		5n				100n			
		PA		OA	<i>kappa</i>	PA		OA	<i>kappa</i>
		Non-Habitat	Habitat			Non-Habitat	Habitat		
Training	MAXENT	98	84	95	0.83	96	96	96	0.28
	DT	97	94	97	0.88	100	51	99	0.59
	DA	88	99	90	0.71	89	99	89	0.14
Test	MAXENT	98	83	95	0.82	97	90	97	0.33
	DT	97	88	95	0.84	100	38	99	0.44
	DA	88	98	89	0.69	89	98	89	0.13

PA: Producer's Accuracy; OA: Overall Accuracy

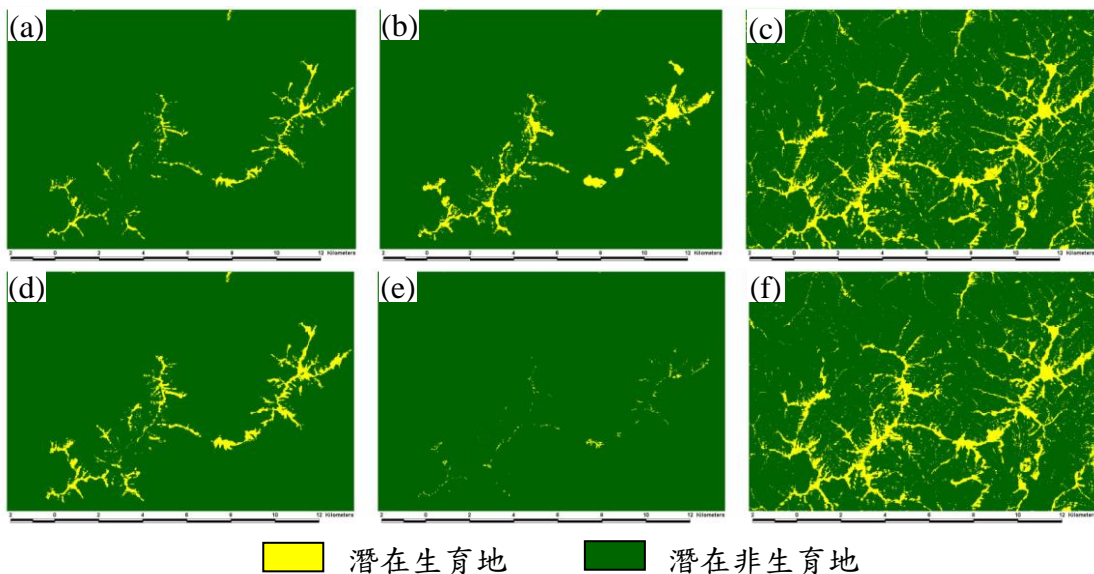


圖 3 三模式預測之潛在生育地圖：(a) MAXENT (5n)；(b) DT (5n)；(c) DA (5n)；(d) MAXENT (100n)；(e) DT (100n)；(f) DA (100n)

表 5 三模式搭配不同數量背景樣本之潛在生育地面積

Model	Background sample size (multiple)							
	5n	10n	20n	30n	40n	50n	75n	100n
MAXENT	370.4	498.1	509.6	572.4	541.8	554.6	593.5	596.0
Area (ha) DT	651.5	363.3	403.3	160.8	122.6	125.3	88.5	51.0
DA	1916.7	1900.5	1906.0	1843.4	1866.6	1895.0	1888.0	1900.0

結論

根據上述結果，背景樣本數量維持約在主體樣本 5 倍以內時，會有較佳之預測精確性，本研究結果顯示 MAXENT 及 DT 兩模式之預測精度相當，且明顯高於 DA 模式。當背景樣本數逐漸提升時，誤差亦會隨之逐漸增大，此誤差以 DA 模式改變最為明顯，MAXENT 其次，而 DT 改變則較小，顯示出 DT 模式於主體及背景樣本數比率變化上敏感性較小。此亦指出當一區域之物種多樣性越高，目標物種所佔比例相對越小時，預測上亦會越加困難。若能隨背景樣本數適度調增主體樣本數，應可有效改善此問題。若能有效調查出研究區內不同物種實際分布比例，根據此比例選取背景樣本數，將會更具有其代表性。

然而，台灣山區林地地形崎嶇，形成許多天然障礙，實地調查易受阻，許多地區難以到達，取樣困難，致使可取得的樣本數量也有限。而我們目前所使用 SPOT-5 導出之植生指標不具明顯改善效果，主要乃受限於影像之光譜及空間解析度不足以區分不同樹種間之細微差異。因此，未來我們期望可由高空間、高光譜解析度影像，如 LiDAR 及空載高光譜影像等等，以區分不同樹種之細微光譜反射差異，協助取樣作業的進行，俾利於主體樣本的選取。

參考文獻

- 林震岩 (2007) 多變量分析：SPSS 的操作與應用，智勝出版社。
- 洪煜鈞 (2009) 臺灣南部大型猛禽棲地利用及棲地適合度分布預測，國立屏東科技大學野生動物保育研究所碩士論文。
- 黃美秀、潘怡如、蔡幸蓓、郭彥仁、林冠甫 (2010) 臺灣黑熊分布預測模式及保育行動綱領之建立 (1)，行政院農業委員會林務局保育研究系列 98-23 號。
- 劉業經、呂福原、歐辰雄 (1994) 台灣樹木誌，國立中興大學農學院。
- 羅南璋、許浩銓、黃凱易 (2007) 分類迴歸樹與邏輯思複迴歸協同 GIS 模擬惠蓀林場木荷之潛在生育地，中華林學會 96 年度學術論文發表會，台北市中國文化大學。
- 龔文斌、楊懿如 (2010) 運用志工調查資料進行台灣蛙類分布預測，2010 數位典藏地理資訊學術研討會，台北市台灣大學。
- Bourg, N. A., Mcshea, W. J., and Gill, D. E. (2005) Putting a CART before search: successful habitat prediction for a rare forest herb, *Ecology*, 86(10): 2793-2804.
- Dalponte, M., Bruzzone, L., and Gianelle, D. (2008) Fusion of hyperspectral and LIDAR remote sensing data for classification of complex forest areas, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(5): 1416-1427.

- De'ath, G. and Fabricius, K. E. (2000) Classification and Regression Trees: A Powerful Yet Simple Technique for Ecological Data Analysis, *Ecology*, 81(11): 3178-3192.
- Elith, J., Graham, C. H., Anderson, R. P., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, A., R. J. Hijmans, F. Huettmann, J. R. Leathwick, A. Lehmann, J. Li, L. G. Lohmann, Loiselle, B. A., Manion, G., Moritz, C., Nakamura, M., Nakazawa, Y., Overton, J. McC., Peterson, A. T., Phillips, S. J., Richardson, K., Scachetti-Pereira, R., Schapire, R. E., Soberón, J., Williams, S., Wisz, M. S., and Zimmermann, N. E. (2006) Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data, *ECOGRAPHY*, 29: 129-151.
- Feliciísimo, A. M. and Gómez-Muñoz, A. (2004) GIS and predictive modeling: a comparison of methods applied to forestal management and decision-making, *Proceedings of the GIS Research UK 2004*, 143-144.
- Hernandez, P. A., Graham, C. H., Master, L. L., and Albert, D. L. (2006) The effect of sample size and species characteristics on performance of different species distribution modeling methods, *ECOGRAPHY*, 29: 773-785.
- 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, 227-289.
- Jensen, J. R. (2005) *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*, 3rd Edition, Pearson Education, Inc., New Jersey.
- Kumar, S. and Stohlgren, T. J. (2009) Maxent modeling for predicting suitable habitat for threatened and endangered tree *Canacomyrica monticola* in New Caledonia, *Journal of Ecology and Natural Environment*, 1(4): 94-98.
- Landenburger, L., Lawrence, R. L., Podruzny, S., and Schwartz, C. C. (2008) Mapping Regional Distribution of a Single Tree Species: Whitebark Pine in the Greater Yellowstone Ecosystem, *Sensors*, 8(8): 4983-4994.
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., and Chipman, J. W. (2008) *Remote Sensing and Image Interpretation*, 6th Edition, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Marnell, F. (1998) Discriminant analysis of the terrestrial and aquatic habitat determinants of the smooth newt (*Triturus vulgaris*) and the common frog (*Rana temporaria*) in Ireland, *Journal of Zoology*, 244: 1-6.
- Miller, J. R., Turner, M. G., Smithwick, E. A. H., Dent, C. L., and Stanley, E. H. (2004) Spatial extrapolation: the science of predicting ecological patterns and processes, *BioScience*, 54(4): 310-320.

- O'Brien, C. S., Rosenstock, S. S., Hervert, J. J., Bright, J. L., and Boe, S. R. (2005) Landscape-level models of potential habitat for Sonoran pronghorn, *Wildlife Society Bulletin*, 33(1): 24-34.
- Peterson, A. T., Papeş, M., and Eaton, M. (2007) Transferability and model evaluation in ecological niche modeling: a comparison of GARP and Maxent. *Ecography*, 30: 550-560.
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., and Schapire, R. E. (2006) Maximum entropy modeling of species geographic distributions, *Ecological Modelling*, 190: 231-259.
- Skidmore, A. K. (1990) Terrain position as mapped from a gridded digital elevation model, *International Journal of Geographical Information Systems*, 4(1): 33-49.
- Sperduto, M. B. and Congalton, R. G. (1996) Predicting rare orchid (small whorled Pogonia) habitat using GIS, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(11): 1269-1279.