

行政院農業委員會林務局補助研究計畫 105 林發-07.1-保-28 (2)

利用生活史資料評估外來動物入侵衝擊之分析與應用

**Application and Analysis of The Life History
Database to Assess Invasion Impact of Exotic
Animals**



補助機關：行政院農業委員會林務局

執行機關：國立高雄師範大學

中華民國 106 年 1 月

摘要

本研究以寵物店調查紀錄兩棲類與爬行類資料庫為基礎，將 47 種外來兩棲類（4 種已建立野外族群）與 101 種外來爬行類（11 種已建立野外族群）分為已在台灣野外成功建立族群與未成功建立族群兩狀況，以探討使外來兩棲類與爬行類在台灣野外族群成功建立的關鍵變數。進行分析之兩棲類資料庫共包含 10 個變數，外來爬行類則包含 12 個變數，我們利用三種方法預測成功建立族群模式：(1)決策樹分析 (Decision tree analysis)、(2)邏輯迴歸分析(Logistic regression analysis)、及(3)類神經網路分析 (Auto-neural analysis)。為瞭解變數處理是否影響預測模式的篩選，我們並進行三種不同變數處理策略：(I)包含全部變數、(II)不含科別與目別兩個分類變數、及(III)不含科別與目別分類變數且類別變數全改為二項類別。在三種變數處理策略下，進行三種預測模式的比較，以錯分率 (misclassification rate)最小的原則，篩選最佳的預測模式。再者，在原有樣品數規模下，為增加決策樹模式預測的準確度，也比較三種建樹方式:套袋抽樣 (Bagging)、隨機森林 (Random Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)。結果顯示，本研究雖然發現類神經網路分析建立的模式在預測外來兩棲及爬行類在台灣建立野外族群的錯分率均顯現較低的結果，但是，因為決策樹能處理不因資料遺缺而刪減變數，易顯示及詮釋目的變數與預測變數之關係，和可接受多種變數的資料格式等易於現實資料處理及政策應用的性質，我們仍建議以決策樹分析為優先選擇之模式建立方法，且以梯度提升的建樹方式，改善預測錯誤後，將可得到與類神經分析網路在預測外來兩棲類與爬行類在台灣成功建立野外族群之錯分率相近的結果。本研究結果也發現已入侵國家較多且原始棲地與台灣緯度部分或完全重疊的外來兩棲類較容易於台灣建立野外族群。四種在台灣有野外族群紀錄的兩棲類主要與台灣緯度部分重疊的亞洲熱帶地區至亞熱帶地區之物種。在外來爬行類可在台灣建立野外族群的物種（共 11 種），則顯示雌雄個體外型相似，已入侵國家多及原棲地與台灣緯度完全重疊之物種特徵。→在所有分析外來生物類別（含魚類、鳥類、兩棲類、爬行類）可能於台灣成功建立野外族群之預測模式，物種已入侵國家數目在所有生物列別均為關鍵變數。因此在台灣執行外來生物入侵的相關研究均應將「已入侵國家數目」列為必須包含的重要變數，進行分析。

Abstract

Based on a pet store survey database, 47 exotic amphibian species (4 established species) and 101 exotic reptile species (11 established species) were used to identify the key factors that affect the successful establishment of wild population of these exotic animals in Taiwan. We selected 10 variables for exotic amphibians and 12 variables for exotic reptiles. Three methods (decision tree analysis, logistic regression, and auto-neural analysis) were performed to generate invasion models. In addition, three variables managements were made to compare the performances of model results. They are 1) with all variables, 2) excluding nominal variables (order and family variables), and 3) excluding nominal variables and transforming ordinal variables into binominal variables. Furthermore, decision tree methods such as bagging, random forest, and gradient boosting were used to increase the prediction accuracy of the model performance. Despite a better prediction rate on the established wild populations of exotic amphibians and reptiles in Taiwan were generated from the auto-neural analysis, decision tree analysis with gradient boosting was recommended because similar results could be obtained. Moreover, on model construction, decision tree methods have several advantages, including no need to impute for missing values, easy interpretation the relationship between target and predictive variables, and good for mixed types of variables such as nominal, interval and ordinal variables. The results of this study revealed that exotic amphibians exhibited greater number of invasion countries and partial or complete latitude overlap with Taiwan were more likely to establish wild population in Taiwan. The exotic reptiles with similar appearance between sexes, greater number in invasion countries, and complete latitude overlap with Taiwan demonstrated a higher probability to invade Taiwan. In all the exotic animals we examined, including fishes, birds, amphibians, and reptiles, the number of invasion countries is the most important key variable in predicting the successful establishment of wild populations in Taiwan. In the future studies related with exotic animals in Taiwan, it is essential to include the number of invasion countries' as an important key factor.

目錄

摘要	I
Abstract	II
目錄	III
圖目錄	IV
表目錄	V
壹、 前言	1
貳、 計畫目的	2
參、 材料與方法	2
一、 使用資料及樣品數量	2
二、 分析策略與方法	2
三、 預測模式建立方法與說明	3
四、 變數處理策略	5
五、 建樹方法比較	5
肆、 結果	7
一、 兩棲類預測入侵模式	7
二、 預測外來爬蟲類入侵	9
伍、 討論	12
一、 兩棲類預測模式選擇	12
二、 爬蟲類預測模式選擇	12
三、 預測兩棲類及爬蟲類成功建立野外族群之關鍵因子	13
四、 共通變數	14
參考文獻	14
附錄	50

圖目錄

圖一、研究分析之流程圖(以兩棲類為例)	16
圖二、決策樹分析建構兩棲類入侵之模式	17
圖三、策略 I 之 ROC 圖	18
圖四、策略 I 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖	19
圖五、策略 II 之 ROC 圖	20
圖六、策略 II 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖	21
圖七、策略 III 之 ROC 圖	22
圖八、策略 III 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖	23
圖九、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之 ROC 圖	24
圖十、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之分類圖	25
圖十一、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之 ROC 圖	26
圖十二、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之分類圖	27
圖十三、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之 ROC 圖	28
圖十四、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之分類圖	29
圖十五、決策樹分析建構爬行類入侵之模式	30
圖十六、策略 I 之 ROC 圖	31
圖十七、策略 I 之三種預測爬行類入侵模式分類圖	32
圖十八、變數處理策略 II 下之 ROC 圖	33
圖十九、變數處理策略 II 下，三種預測爬行類入侵模式分類圖	34
圖二十、變數處理策略 III 下之 ROC 圖	35
圖二十一、變數處理策略 III 下，三種預測爬行類入侵模式分類圖	36
圖二十二、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之 ROC 圖	37
圖二十三、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之分類圖	38
圖二十四、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之 ROC 圖	39
圖二十五、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之分類圖	40
圖二十六、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之 ROC 圖	41
圖二十七、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之分類圖	42

表目錄

表一、兩棲類與爬行類輸入變數說明	43
表二、三種建模方式比較	44
表三、三種建樹方式	45
表四、外來兩棲類入侵預測模式比較	46
表五、外來兩棲類入侵預測決策樹建樹方式比較	47
表六、外來爬行類入侵預測模式比較	48
表七、外來爬行類入侵預測決策樹建樹方式比較	49

壹、前言

因為世界貿易與交通日益方便與頻繁，外來生物對於世界生態及人類經濟所造成的威脅也日益加重。外來生物進入新生態系的途徑包含養殖、放生、研究、意外等，雖然許多外來物種在被引入新棲地後，並不易建立持續族群。不過，由於交通途徑增加及野外族群建立與被發現時間有差異等事實，外來生物在引入棲地建立新族群的數字正在逐漸上升。

若是以降低貿易的方式減少外來生物入侵，則對於社會與經濟之衝擊甚鉅。對於國際間寵物買賣及食物輸入等貿易通路的改變，合理的執行方式是避免引入後可能引起負面衝擊的外來生物進入國內棲地。所以，發展可利用生活史資料，以量化預測外來生物入侵本國生態系的可能性，便有必要。

早期生態學家認為外來物種入侵過程非常複雜，所以，對於預測外來物種引入後，可準確預測其負面衝擊的可能性存有疑慮。但是，近來的風險評估過程則已認為應以縮小地理區域和以物種為單位的方式進行，同時，也要將入侵過程分成運輸 (transport)、建立新族群 (establish population)、及散播和危害 (spread and harm) 等三步驟分別評估，方能提昇預測結果的準確性。例如 Kolar & Lodge (2001) 在五大湖利用魚類的 24 個生活史特徵，以將近 90% 成功率預測外來魚種引入後，將會建立族群及造成負面危害的外來魚種。類似成功案例也紀錄於 Reichard & Hamilton (1997) 預測美國入侵之植物，Veltman et al. (1996) 在紐西蘭建立外來入侵鳥類及產生生態系負面影響的高相關性。其他案例還包含加州外來魚類在不同入侵階段造成衝擊之風險評估 (Marchetti et al, 2004)。不過，類似的研究在台灣尚未有執行的前例。

本研究利用生活史等特徵預判外來生物進入台灣棲地後，建立野外族群的可能性。第一年將以淡水魚類為對象生物，第二年將以鳥類為對象生物，第三年將評估外來兩棲爬行類在台灣建立族群的發生機率及蒐尋決定其成功建立族群之關鍵生活史特徵，執行本計畫除有助於建立臺灣外來種入侵的相關理論基礎外，相關行政單位亦可利用本研究之結果，對於養殖、寵物等外來生物進出口管理及篩選，提供具有學術研究之依據，使台灣的生物多樣性保育能更健全與有效。

貳、計畫目的

本年度(105年)研究以寵物店調查紀錄兩棲類與爬行類資料庫為基礎，以台灣本島（不含離島）的 47 種外來兩棲類（4 種已建立野外族群）與 101 種外來爬行類（11 種已建立野外族群）為分析對象（附錄一與附錄二），以探討外來兩棲類與爬行類在台灣可成功建立野外族群的關鍵生活史變數，以供學術與行政單位參考應用。

參、材料與方法

一、使用資料及樣品數量

以梁等（2010）報告紀錄之寵物外來兩棲類與爬行類為基礎，以國際自然保育聯盟網站(www.iucn.org)及其他網站的資料為依據。本年度分析的 47 種台灣外來兩棲類（4 種已建立野外族群）分屬 2 目(Anura and Caudata)，18 科(family)，以樹蟾科(Hylidae)佔 7 種(14.9%)最多(附錄一)。101 種台灣外來爬行類（11 種已建立野外族群）分屬 3 目(Crocodylia, Squamata and Testudines)，27 科(family)，以陸龜科(Testudinidae)與壁虎科(Gekkonidae)兩科各佔 10 種(9.9%)最多(附錄二)。

在兩棲類，選擇 10 個環境及生活史變數（表一），其中分類變數 3 個、環境分布相關變數 2 個、食性變數 1 個、型態變數 1 個、生殖相關變數 2 個、入侵國家數 1 個。

在爬行類，則選擇 12 個環境及生活史變數（表一），其中分類變數 3 個、環境分布相關變數 2 個、型態變數 2 個、食性變數 1 個、生殖相關變數 3 個、入侵國家數 1 個。

二、分析策略與方法

分析先以 SAS 9.4 進行資料整理與轉檔，再利用 SAS Enterprise Miner13.1 進行決策樹分析(decision tree analysis)、邏輯迴歸分析(logistic regression analysis)、及類神經網路分析(Auto-neural analysis)等三種預測模式的建立與分析。由於在第一年分析魚類資料發現，目別與科別等分類變數的加入，會使得與其相關的生活史變數無法進入預測模式，所以也採用與第一年魚類資料分析相同之三種變數的處理策略。

為探討與比較決策樹模式經過不同建樹方式(tree building)調整預測模式後，

預測準確度(accuracy)的改善程度，也利用套袋抽樣(Bagging)、隨機森林 (Random Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)等三種方式建立決策樹模式。

因為本年度的兩棲類與爬行類樣品數較前兩年之魚類（119種）與鳥類（285種）少，所以所有資料全為建模訓練用(train)，不做資料分割，並採用交叉驗證(cross-validation, subset=10, repeat=100)，再用訓練結果做模式比較。

三、預測模式建立方法與說明

本年度利用三種分析方法建立預測模式：決策樹分析(decision tree analysis)、邏輯迴歸分析(logistic regression analysis)、及類神經網路分析 (Auto-neural analysis)。以這三種分析方法建立預測模式各有其優缺點(表二)(李 2015)，邏輯迴歸分析與類神經網路分析等，無法在資料缺漏狀況運算，決策樹分析則不需因為遺失值，而需進行補值或刪除資料等處理，在資料收集與使用，決策樹分析較其他兩種分析方法，有其使用優勢存在。

1. 決策樹分析 (Decision tree analysis)

決策樹分析利用一個或多個解釋變數(explanatory variables) 解釋單一反應變數(response variable)的變異。反應變數可以是項目變數(categorical)或數量變數(numeric)，解釋變數也可以包含項目或數量變數。本研究的反應變數為野外族群之存在與否，將就這個反應變數分別與兩棲類之 10 個解釋變數與爬行類之 12 個解釋變數進行分析(表一)。

決策樹分析利用重覆將單一解釋變數分離為完全相異兩部分的方法完成分析，被分離之單一解釋變數兩組相異群組內的資料被歸類為具有相似性質的資料。將資料分離為兩群組的過程重覆進行，希望能依據解釋變數數量將反應變數變異來源予以分析。最後，將會所有解釋變數分隔成兩組的各種組合結果中，選擇能夠將各組內資料同質性最大化的計算，作為最佳的呈現。

決策樹分析的結果是呈現類似根系在上方的樹狀圖形，利用上方根結點(root node)表示尚未分離資料，再藉由根結點向外延伸拓展，建立分枝(branching)，至無法分枝後的點，則稱為葉(leaf)。

2. 邏輯迴歸分析 (Logistic regression analysis)

邏輯迴歸分析乃是為解決應變數(dependent variable)分布非屬於常態分布，所發展的分析方法。計算方式為透過非線性函數去估算感興趣的參數值，計算使用 logit 函數，估算參數值介於 0 與 1 之間。

邏輯迴歸分析所利用之數學原理，並非是最小平方和 (least square)，而是利用最大可能性 (maximum likelihood)，即所預測產生的數值分別符合使用資料的整體可能性達到最大。達成方式為利用電腦一再嘗試重複計算 (iteration)，直到所找到的參數值達到最大可能性。所以 logit 函數可將如二次函數的原始資料轉換成不同區段或分隔(如年齡)的興趣變數之發生機率。

3. 類神經網路分析(Artificial neural network)

類神經網路分析因模擬人類神經模型得名，使用許多相連的神經元模仿生物神經網路，透過人工神經元從外界環境或其他來源(神經元)取得需要資訊，經過運算，將結果轉換成 0-1 的值輸出到外界環境或其他神經元，使資訊可進階作用。因為可解決非線性複雜模型的建構、沒有太多模型假設限制、及產生具有良好預測能力之模式，類神經網路分析被大量應用在各種產業。

類神經網路分析之計算方式為在解釋變數(輸入)與預測變數(輸出)間利用隱藏層建立資訊間的關係，隱藏層內將輸入變數藉由活化函數轉換，產生對應輸出值;輸出值再輸入直未越過某臨界值前會維持低數值，但若輸入值達到臨界值後，神經單元就會被活化而產生高數值。類神經網路能正確運作，必須透過訓練 (training)，使類神經反覆學習，修正模型權重直至每個輸入都能正確應對到所需輸出。

類神經網路分析具有以下缺點:

(1) 不易解釋

對於隱藏層複雜的活化函數轉換過程，無法直接說明輸入資訊與輸入預測值之間的關係，如可以列出入侵力強的兩棲類與爬行類名單，但不知兩棲類與爬行類的入侵原因為何。

(2) 沒有變數選擇能力

只要投入模型之變數，此計算均會將其帶入模型，進行各項權數計算與決定過程。因此，也可能產生過度配適的模型結果。所以本研究的變數，先經邏輯迴

歸篩選後，再放入類神經網路分析

(3) 須進行遺失值(missing value)處理

類神經網路分析近似迴歸分析。所以，在進行許多分析前，必須對遺失數值進行處理，否則計算時，將會自動忽略具有遺失值的觀測資料，減少樣本數量。

四、變數處理策略

根據第一年魚類的資料分析，發現分類的科別與各種的生活史變數相關，因此若在變數篩選過程中，先放入分類的變數，則其他變數都無法被選入。所以本年度兩棲與爬行類的資料，也依據第一年之三種變數使用的處理策略，探討變數的處理策略是否會影響預測模式。三種變數使用的處理策略分述如下：

策略 I (Strategy I)：包含所有變數。

策略 II (Strategy II)：不包含目別及科別兩個分類變數。

策略 III (Strategy III)：不包含目別及科別分類變數，且將所有類別變數調整為二項式（只有二個類型）的變數內容，如與台灣緯度重疊度只分有(=1)及無(=0)重疊兩項。

每個變數處理策略，均以相同流程進行三個方法的預測模式建立、並進行模式比較（圖一 a）。在進行模式建立時，邏輯分析會先篩選對於反應變數具有解釋能力之變數，以建立 logit 模式，類神經網路分析再利用邏輯分析所篩選之變數，建構類神經分析模式，即先進行邏輯分析，再依據邏輯分析之結果，提供篩選變數，使類神經網路分析得以執行。

三種變數處理策略下各以三種方法(決策樹、邏輯迴歸、類神經網路)進行模式建立，每個變數處理策略下在模式比較時，以 ROC (Receiver Operating Characteristics)圖、錯分率(misclassification rate)及分類圖(classification chart)評估，錯分率最小者為最佳預測模式。

五、建樹方法比較

雖然決策樹的分析具有容易解釋且運算快速等許多優點(表二)，但錯分率在只建立單一樹時，有時並不如邏輯迴歸或類神經網路分析法，所以，在現有的資料庫規模下(不新增加樣品數)，提高準確度(accuracy)及降低錯分率，可以採用套袋抽樣(Bagging)、隨機森林 (Random Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)等三

種建樹方式(表三)，產生很多的決策樹，再整理成最後的結果
(<http://jessica2.msri.org/attachments/10778/10778-boost.pdf>)(圖一 b)。

肆、結果

一、兩棲類預測入侵模式

1. 變數處理策略 I

策略 I 為利用所有 10 個變數，進行決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析，以建立預測外來兩棲類入侵的模式。

以決策樹建立的預測模式中，入侵國家數(invasion country)是最關鍵的決定因子(圖二)。有入侵其他國家(invcountry ≥ 0.5)且與台灣緯度部分或完全重疊(Taiwan overlap)，則越可能在台灣野外繁殖成功(Target =1, 80%)。

在邏輯迴歸分析中以倒向選擇(backward selection)篩選變數。但是，倒向選擇需要設定倒向選擇顯著標準(backward selection significance level)，第一次設定為 0.05 進行分析，結果設定太嚴苛，將所有變數都移除，後來分析決定以 0.5 為顯著水準進行分析。10 個變數中，只保留入侵國家數量(the number of invasion country)及最大體長(maximum body length) 2 個變數。再利用保留的 2 個變數進行後續類神經網路分析。

三種建模方法的比較，有三個評估方式，分別為 ROC 圖、錯分率及分類圖(classification chart)。ROC 圖呈現敏感度(sensitivity)及 1-特異度(specificity)的關係，最佳預測模式為曲線下方面積最大者。在資料變數處理策略 I 下，檢視 ROC 圖(圖三)、三種模式的錯分率(表四)及分類圖(圖四)，發現類神經網路預測模式具有最小錯分率，同時，在 ROC 圖(圖三)及分類圖(圖四)，針對已入侵的兩棲類(target=1)而言，利用模式預測錯誤的比率，也以類神經網路分析法為最少，所以，就變數處理策略 I 而言，類神經網路分析法建立之預測模式表現較佳。

2. 變數處理策略 II

變數處理策略 II 為先刪除科別與目別兩變數，保留其他 8 個變數，利用決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析進行預測外來兩棲類入侵成功模式。

由於決策樹分析並不受資料轉換及遺失資料之影響，故雖然本次分析將 2 個分類變數(目別及科別)移除，但是並不會改變決策樹的結果，如同策略 I 的決策樹，入侵國家數與台灣緯度部分或無重疊是最關鍵的兩個決定因子(圖二)。

在邏輯迴歸分析以倒向選擇(backward selection)篩選變數。刪除變數至步

驟 5 收斂，只保留入侵國家數量 (the number of invasion country) 及最大體長 (maximum body length) 2 個變數。再利用保留的 2 個變數進行後續類神經網路分析。

檢視在資料變數處理策略 II 下，ROC 圖(圖五)、三種模式的錯分率(表四)及分類圖(圖六)，發現類神經網路預測模式不僅具有最小錯分率，在 ROC 圖(圖五)及分類圖(圖六)，針對已入侵的兩棲類(target=1)而言，類神經網路模式預測錯誤的比率為 0，即無錯誤發生，在三種方法中，類神經網路分析建立的預測模式表現最好。

3. 變數處理策略 III

變數處理策略 III 為先刪除科別與目別兩變數，將保留的多項類別變數置換(replacement)為二項類別變數，再利用決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析進行預測外來兩棲類入侵成功模式。

由於決策樹分析雖不受資料轉換及遺失資料之影響，入侵國家數與台灣緯度部分或無重疊仍是最關鍵的決定因子。有入侵其他國家且原產地與台灣有部分或沒有緯度重疊的兩棲類，較可能在台灣野外繁殖入侵成功。

在邏輯迴歸分析以倒向選擇 (backward selection 篩選變數。刪除變數至步驟 5 後，8 個變數只保留入侵國家數量 (the number of invasion country)、最大體長 (maximum body length) 及活動棲地(activity habitat) 3 個變數。再利用保留的 3 個變數進行後續類神經網路分析。

檢視在資料變數處理策略 III 下，ROC 圖(圖七)、三種模式的錯分率(表四)及分類圖(圖八)，發現類神經網路預測模式不僅具有最小錯分率，在 ROC 圖(圖七)及分類圖(圖八)，尤其是針對已入侵的兩棲類(target=1)而言，發現類神經網路模式預測錯誤的比率，也都是表現最佳。

4. 三種建樹方式比較

在決策樹下，利用套袋法(Bagging, 抽樣 50 次)，分別抽樣 90%及 100%，並新增逢機森林(Random Forest: SAS Enterprise Miner13.1 的 HP Forest 功能)及梯度

提升(Gradient Boosting)兩方式建樹，建立外來兩棲類在台灣入侵預測模式，比較分析結果，梯度提升不管是在策略 I、II、或 III 都有最佳的表現(表五、圖九至圖十四)。利用梯度提升(gradient boosting)建樹，可以降低兩棲類決策樹預測模式之錯分率，顯示梯度提升之建樹方式，對於兩棲類之決策樹預測入侵模式，有明顯改善預測錯誤之實效。

二、預測外來爬行類入侵

1. 變數處理策略 I

策略 I 為利用所有 12 個變數，進行決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析進行預測外來爬行類成功入侵模式。

以決策樹建立的預測模式中，雌雄外型相似是最關鍵的決定因子 (圖十五)。但之後則是入侵國家數(invasion country)與物種分布緯度與台灣緯度重疊度(Taiwan overlap)佔重要的地位，如外來爬行類雌雄個體外型相似、已入侵國家多且分布緯度完全包含台灣緯度，則就有較高機率在台灣野外成功建立族群(Target=1, 66.7%)。

在邏輯迴歸分析中也以後向選擇篩選變數後，只保留 7 個變數(the number of invasion country, maximum body length, maximum clutch size, latitude overlap with Taiwan, genus in Taiwan, parental care, and sexual dicromatism)進行後續類神經網路分析。

檢視在資料變數處理策略 I 下，ROC 圖(圖十六)、三種模式的錯分率(表六)及分類圖(圖十七)，發現類神經網路及邏輯迴歸預測模式具有最小錯分率，依據 ROC 圖(圖十六)，類神經網路表現最好，但在分類圖(圖十七)，類神經網路及邏輯迴歸預測模式均較決策樹模式為佳。

2. 變數處理策略 II

變數處理策略 II 為先刪除科別與目別兩變數，保留其他 10 個變數，利用決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析進行預測外來爬行類成功建立野外族群之預測模式。

由於決策樹分析並不受資料轉換及遺失資料之影響，故雖然本次分析將 2 個分類變數(目別及科別)移除，雌雄外型相似(sexual dicromatism)、入侵國家數

(invasion country)與物種分布緯度與台灣緯度重疊(Taiwan overlap)等三個變數，仍然是最關鍵的決定因子(圖十五)。外來爬行類具有雌雄個體外型相似、已入侵國家多且分布緯度完全包含台灣緯度，則在台灣較能成功建立野外族群(Target =1, 66.7%)。

在邏輯迴歸分析以後向選擇篩選變數，仍只保留 7 個變數(the number of invasion country, maximum body length, maximum clutch size, latitude overlap with Taiwan, genus in Taiwan, parental care, and sexual dicromatism)進行後續類神經網路分析。

檢視在資料變數處理策略 II 下，ROC 圖(圖十八)、三種模式的錯分率(表六)及分類圖(圖十九)，類神經網路及邏輯迴歸預測模式具有最小錯分率，依據 ROC 圖(圖十八)，類神經網路表現最好，但在分類圖(圖十九)，類神經網路及邏輯迴歸預測模式都較決策樹模式為佳。

3. 變數處理策略 III

變數處理策略 III 為先刪除科別與目別兩變數，將保留的多項類別變數置換為二項類別變數，再利用決策樹分析、邏輯迴歸分析及類神經網路分析進行預測外來兩棲類與爬行類入侵成功模式。

由於決策樹分析雖不受資料轉換及遺失資料之影響，所以，決策樹結構與策略 I 與 II 相同(圖十五)，外來爬行類具有雌雄個體外型相似、已入侵國家多且分布緯度完全包含台灣緯度，則在台灣較能成功建立野外族群。

在邏輯迴歸分析以後向選擇篩選變數，也只保留 6 個變數(the number of invasion country, maximum body length, maximum clutch size, genus in Taiwan, parental care, and sexual dicromatism)進行後續類神經網路分析。

檢視在資料變數處理策略 III 下，ROC 圖(圖二十)、三種分析方法產生之模式的錯分率(表六)及分類圖(圖二十一)，發現類神經網路分析所建立之預測模式具有最小錯分率，在 ROC 圖(圖二十)及分類圖(圖二十一)，類神經網路分析也表現較佳。

4. 三種建樹方式比較

在決策樹下，利用套袋法(Bagging, 抽樣 50 次)，分別抽樣 90%及 100%，並

新增逢機森林(Random Forest: SAS Enterprise Miner13.1 的 HP Forest 功能)及梯度提升(Gradient Boosting)兩方式建樹,建立外來爬行類在台灣成功建立野外族群之預測模式(表七、圖二十二至圖二十七),比較分析結果,不管是在策略 I、II、或 III 都是以梯度提升方式錯分率最小(表七),但也只比單一建樹(no bagging)方式改善錯分率 1%~2%,幅度並不高。然而,若就分類圖而言(圖二十二至圖二十七),尤其是針對已成功建立野外族群的爬行類(target=1)預測,利用模式預測錯誤的比率,卻以單一樹(no bagging)表現最佳(圖二十三、二十五、二十七)。

伍、討論

一、兩棲類預測模式選擇

兩棲類之三種不同變數處理策略之分析結果，發現類神經網路預測模式之錯分率均顯示最低，決策樹錯分率次之(0.021)，而邏輯迴歸之錯分率最高(0.064)。決策樹錯分率與最佳模式的錯分率只差2%，且決策樹所產生之分類錯誤主要在於「將未入侵物種分類為入侵」。同時，決策樹分析之預測模式，若以梯度提升 (gradient boosting) 的建樹方式，則模式預測的準確度可提高至與類神經網路相同。

由實際操作及應用實效判斷，類神經網路雖在不同變數處理之結果，均優於較其他兩種機器學習 (machine learning) 方法—邏輯迴歸及決策樹。但是，類神經網路具有須刪除遺缺數值之變數、沒有變數選擇能力、及不易說明輸入變數與目的變數間關係等缺點，而決策樹卻具有不受遺失數據影響及可接受多種格式並存等優點，因此，也具有不需補值 (Impute) 的優點。在分析兩棲類資料時，若採取梯度提升的建樹方法，也能表現與類神經網路分析所建立模式相同的預測結果，因此，依據這些理由，建議未來外來台灣地區外來兩棲類成功建立野外族群預測模式之建立方法，仍以選擇決策樹分析優先，不過建樹方法須以梯度提升建立模式，即可得到較佳的預測結果。

二、爬行類預測模式選擇

爬行類之三種不同變數處理策略結果，在策略 I 及 II，類神經網路分析及邏輯迴歸之外來種兩棲類成功建立野外族群預測模式之錯分率較決策樹低，減少幅度為3%。在模式 III，則以類神經網路分析結果最低，可完全正確分類。決策樹在策略 III 之錯分率增加至0.059。在第 I 及 II 策略，三種分析方法之錯分率內容，在將「已入侵物種分類為入侵物種」均有出現。而決策樹與其他兩種分析方法之錯分率差別來源為將「未入侵成功物種分類為已入侵物種」。決策樹模式經過三種不同建樹方法，降低其錯分率後，可減少其錯分率至3%~4%。

考量類神經網路分析及邏輯分析法需要完整資料才能進行分析之事實，同時，該兩種方法不易解釋目的變數及預測變數間關係的困擾，雖然決策樹分析未能達成與類神經完全相同的低錯分率，不過，利用梯度提升的建樹方式，可以將錯分率與類神經網路模式之差異，降低2-4%。所以建議可以決策樹分析建立預測

外來爬行類在台灣野外出現族群之預測模式，再利用梯度提升的建樹方法，減少預測錯誤之程序，可能在實務應用及台灣外來爬行類物種資料不足之現實狀況下，較為可行及提供有效預測工具的適宜做法。

三、預測兩棲類及爬行類成功建立野外族群之關鍵因子

預測兩棲類成功入侵的重要因子為入侵國家數量及物種分布緯度與台灣重疊，即記錄入侵國家數量愈多且原始棲地分布緯度完全包含台灣，則較有可能於台灣野外成功建立野外族群。而外來爬行類若雌雄兩性之外型相似、已入侵國家數量愈多、且原始分布範圍之緯度完全包含台灣，則有較高可能在台灣野外建立族群。

除了爬行類的雌雄外型相似外，「已記錄入侵國家數量」與「原始棲地之分布緯度與台灣重疊」為可利用以預測此兩類生物可能成功於台灣建立野外族群的共同關鍵變數。外來爬行類若雌雄外型相似，則個體外型可能較無特殊或可長期吸引飼養人之顏色或外型特徵(如角、骨片、鱗片等)，飼養人長期養殖之意願，可能逐漸降低。因而，陸續被人棄置野外，使野外之個體穩定存在且持續出現，進而能成功繁殖，產生野外族群。

「已入侵國家的數量」在本團隊分析台灣外來魚類及鳥類已被辨識為可利用預測野外族群存在的關鍵因子(梁與謝 2015, 2016)。國外文獻在預測觀賞魚之成功入侵北美五大湖之分析，也發現已入侵國家愈多的外來魚類物種，顯現較高成功入侵五大湖的機率(Howeth et al., 2016)，同時，在外來爬行類與兩棲類，也有多篇支持「已入侵國家數量」為預測野外族群存在之重要因子的文獻(Bomford et al., 2009; Mahoney et al., 2015)。

外來兩棲類與爬行類在野外可建立野外族群的預測因子，也包含「該外來物種原始棲息環境緯度與台灣緯度部分或完全重疊」，在兩棲類之四種外來種，其原始分布緯度與台灣均有重疊，這四種外來種蛙類，海蛙(*Fejervarya cancrivora*)、牛蛙(*Lithobates catesbeiana*)、亞洲錦蛙(*Kaloula pulchra*)及斑腿樹蛙(*Polypedates megacephalus*)，主要分布範圍為亞洲中南半島地區至台灣，四種都屬熱帶/亞熱帶蛙類，在台灣野外族群出現，也可認為熱帶/亞熱帶蛙類向北方及較寒冷區域之延伸分布，也可視為全球氣候暖化之警訊。

外來爬行類之原始棲地完全與台灣緯度重疊的入侵物種，則以存在亞洲的中

南半島至中國之熱帶區域多線南蜥(*Eutropis multifasciata*)，及在北美洲地區及中東地區的亞熱帶區域如緬甸蟒為代表(*Python molurus bivittatus*)。整體而言，目前在台灣建立野外族群的外來爬行類主要分布在氣候與溫度與台灣相近的熱帶及亞熱帶地區。Bomford et al. (2009)檢驗全球入侵成功的兩棲類及爬行類時，也提出原棲地氣候與入侵棲地相似的兩棲及爬行物種及氣溫將具有較高的成功入侵機率，Bomford et al. (2009)所提出的結論，也可適用於台灣。

四、共通變數

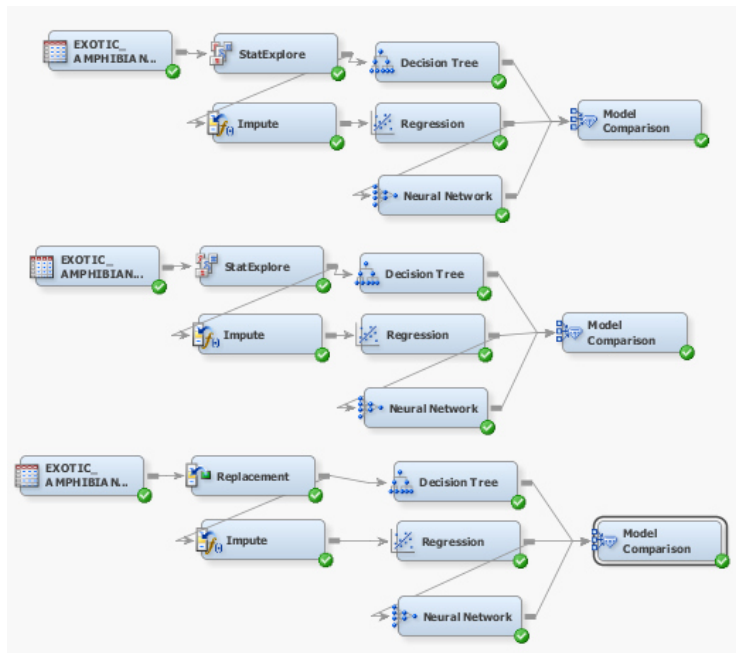
「物種入侵國家數」在魚類、鳥類、兩棲類及爬行類均為預測外來生物可成功在台灣建立野外族群的關鍵變數，在許多預測外來種入侵專業文獻也有相同結論，因此，未來在外來生物入侵之相關研究，外來生物入侵國家數目應設定為必須要包含的變數。

參考文獻：

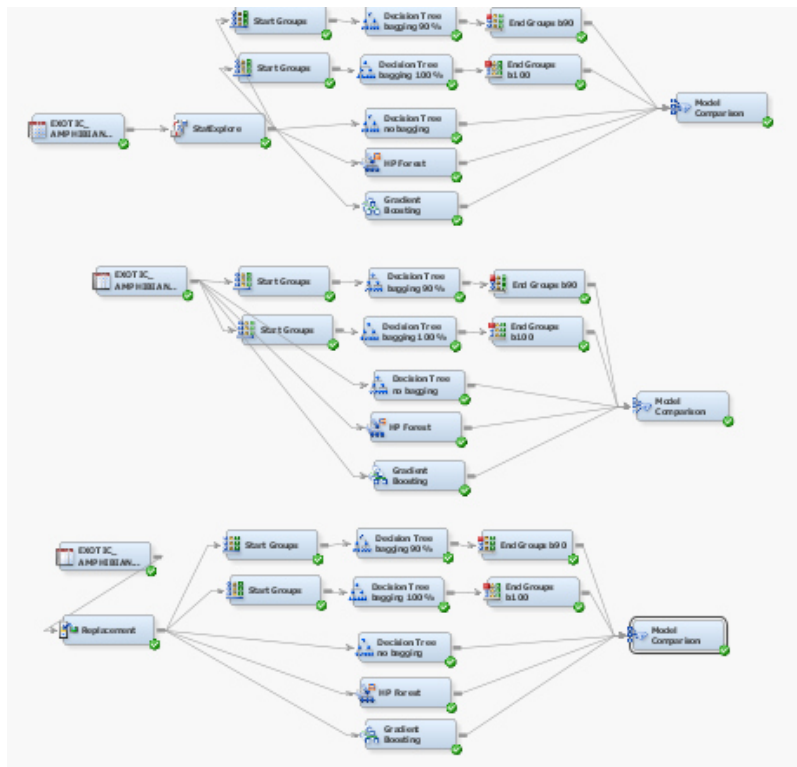
- 李淑娟，2010，資料採礦運用以 SAS Enterprise Miner 為工具，SAS Institute Taiwan Ltd.
- 梁世雄、陳俊宏、侯平君、謝寶森、杜銘章，2010，外來入侵動物物種資料收集及管理工具之建立，行政院農委會林務局。
- 梁世雄、謝寶森，2015，利用生活史資料評估外來動物入侵衝擊之分析與應用(I)，行政院農委會林務局。
- 梁世雄、謝寶森，2016，利用生活史資料評估外來動物入侵衝擊之分析與應用(II)，行政院農委會林務局。
- Bomford, M., F. Kraus, S. C. Barry, and E. Lawrence. 2009. Predicting establishment success for alien reptiles and amphibians: a role for climate matching. *Biological Invasion* 11:713-724.
- Dunning Jr, J. B. (Ed.). (1992). CRC handbook of avian body masses. CRC press.
- Howeth, J. G., C. A. Gantr, P. I. Angermeier, E. A. Frimpong, M. H. Hoff, R. P. Keller, N. E. Mandrak, M. P. Marchetti, J. D. Olden, C. M. Romagosa, and D. M. Lodge. Predicting invasiveness of species in trade: climate match, trophic guild,

- and fecundity influence establishment and impact of non-native freshwater fishes. *Diversity and Distribution* 22:148-160.
- Keller, R. P., J. M. Drake, and D. M. Lodge. 2007. Fecundity as a basis for risk assessment of nonindigenous freshwater mollusks. *Conservation Biology* 21(1): 191-200.
- Kolar, C. S., and D. M. Lodge. 2001. Progress in invasion biology: predicting invaders. *Trends in Ecology and Evolution* 16:199 – 204.
- Marchetti, M. P., P. B. Moyle, and R. Levine. 2004. Invasive species profiling? Exploring the characteristics of non-native fishes across invasion stages in California. *Freshwater Biology* 49: 646-661.
- Mahoney, P. J., B. H. Karen, A. M. Durso, A. G. Tallian, A. L. Long R. J. Kindermann, N. E. Nolan, D. Kinka, and H. E. Mohn. 2015. Introduction effort, climate matching, and species traits as predictors of global establishment success in non-native reptiles. *Diversity and Distribution* 21: 64-74.
- Reichard, S. H., and C. W. Hamilton. 1997. Predicting invasions of woody plants introduced into North America. *Conservation Biology* 11:193-203.
- Veltman, C. J., S. Nee, and M. J. Crawley. 1996. Correlates of introduction success in exotic New Zealand birds. *The American Naturalist* 147: 542-557.

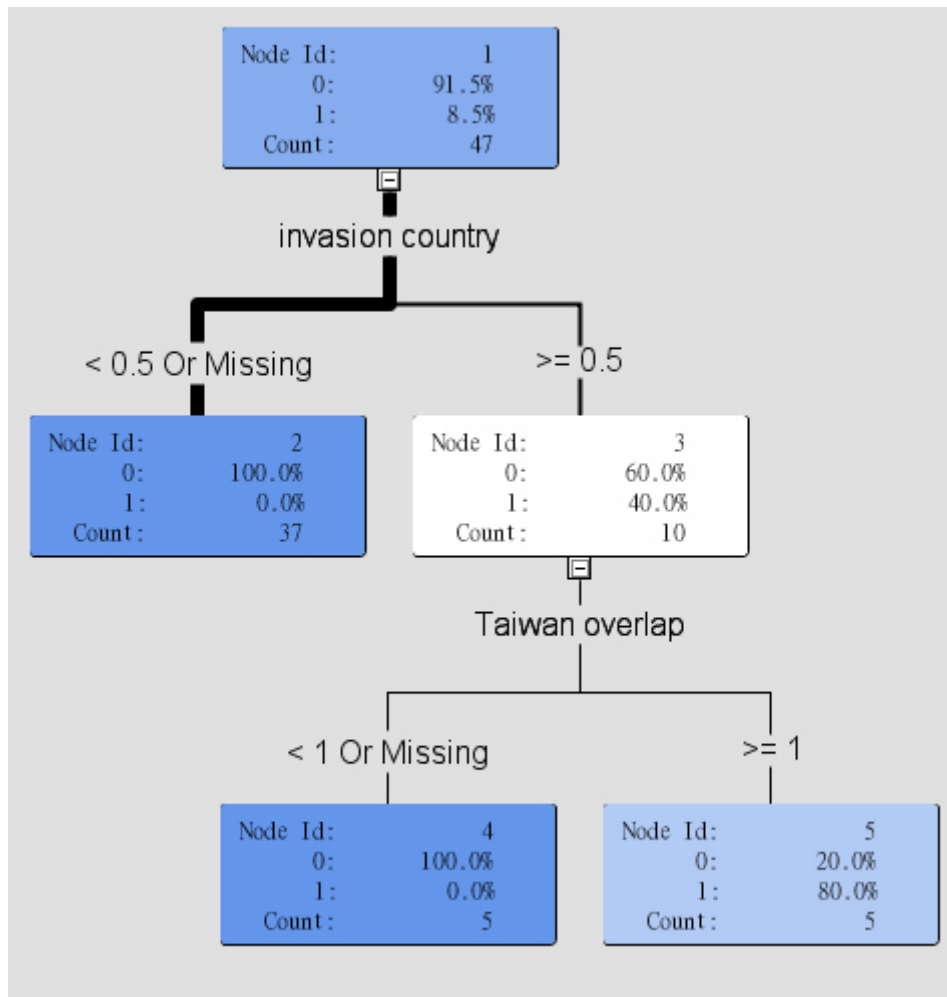
(a) 三種建模方式



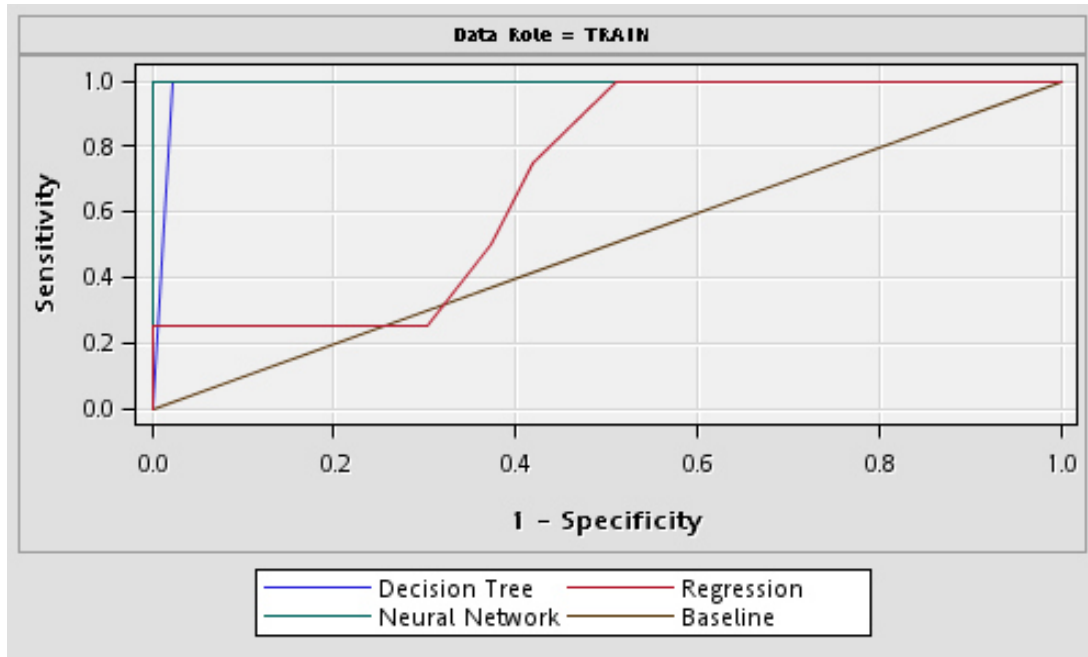
(b) 三種建樹方式



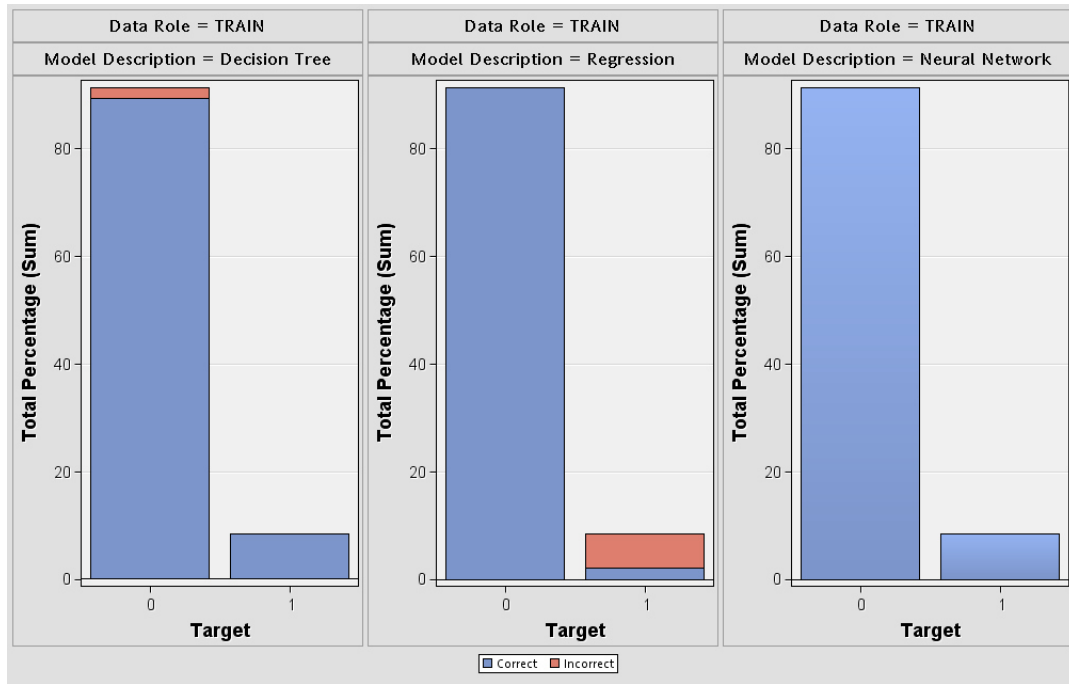
圖一、研究分析之流程圖(以兩棲類為例):(a)三種建模方式，(b)三種建樹方式



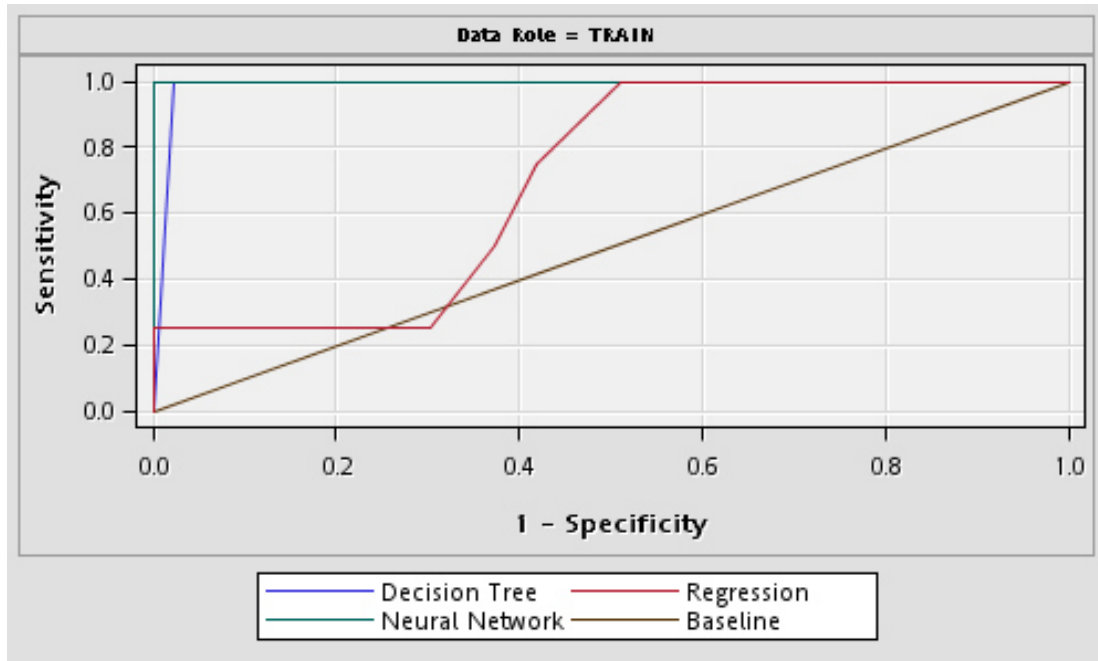
圖二、決策樹分析建構兩棲類入侵之模式(變數名稱參考表一)



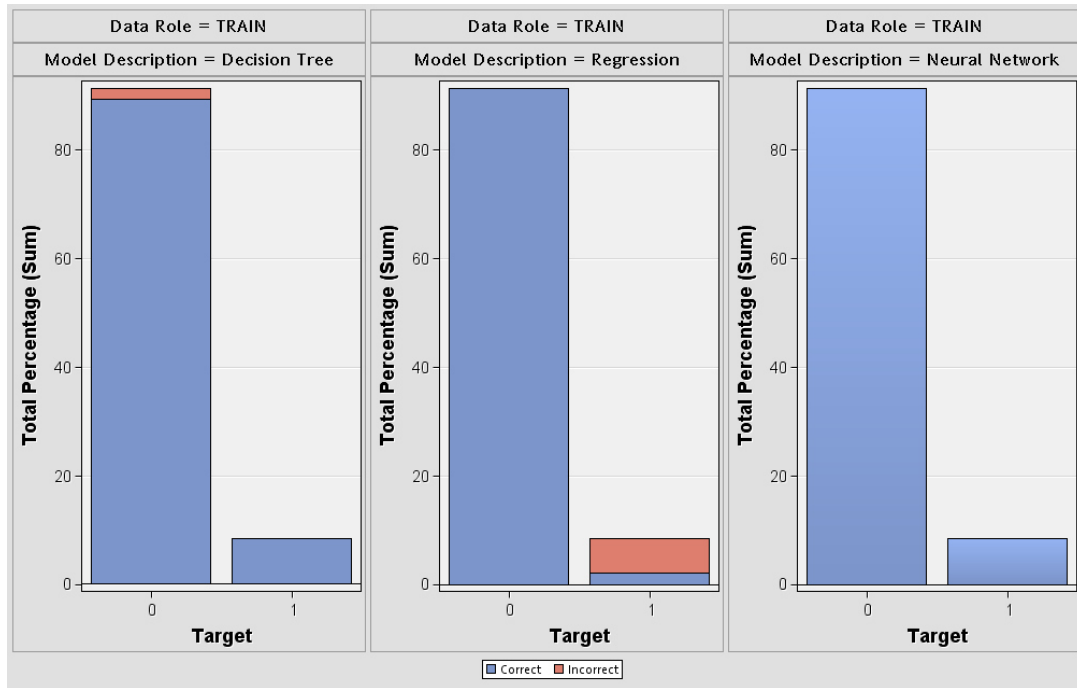
圖三、策略 I 之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異度(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。



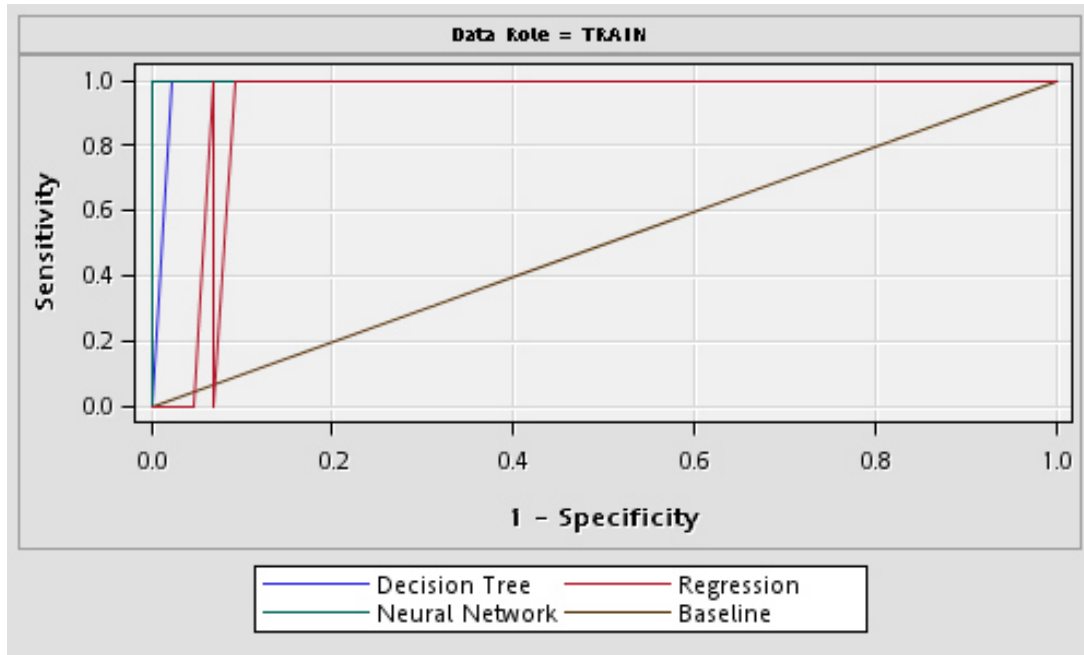
圖四、策略 I 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在台灣野外繁殖入侵失敗，Target =1 為在台灣野外繁殖入侵成功。最左圖為決策樹預測模式。中間圖為邏輯迴歸預測模式。最右圖為類神經預測模式。



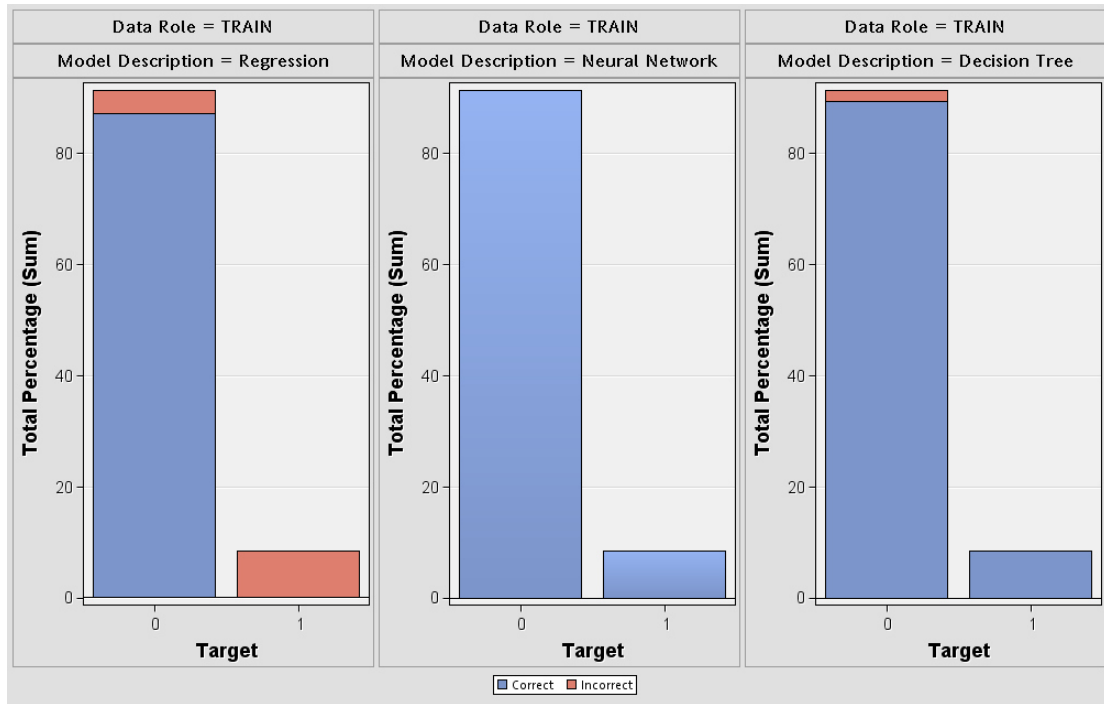
圖五、策略 II 之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異度(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。左圖是依據訓練資料；右圖是依據 資料。



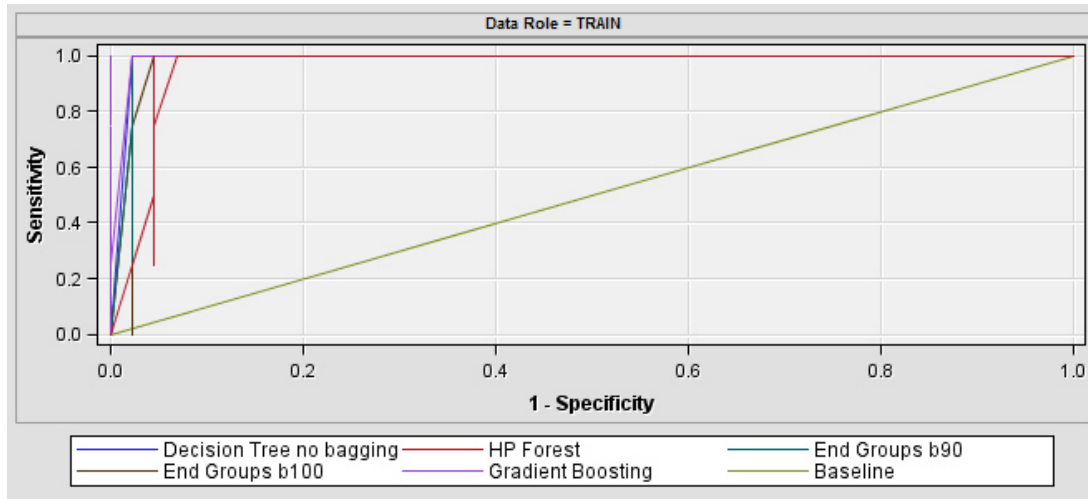
圖六、策略 II 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在台灣野外入侵失敗，Target =1 為在台灣野外入侵成功。最左圖為決策樹預測模式。中間圖為邏輯迴歸預測模式。最右圖為類神經預測模式。



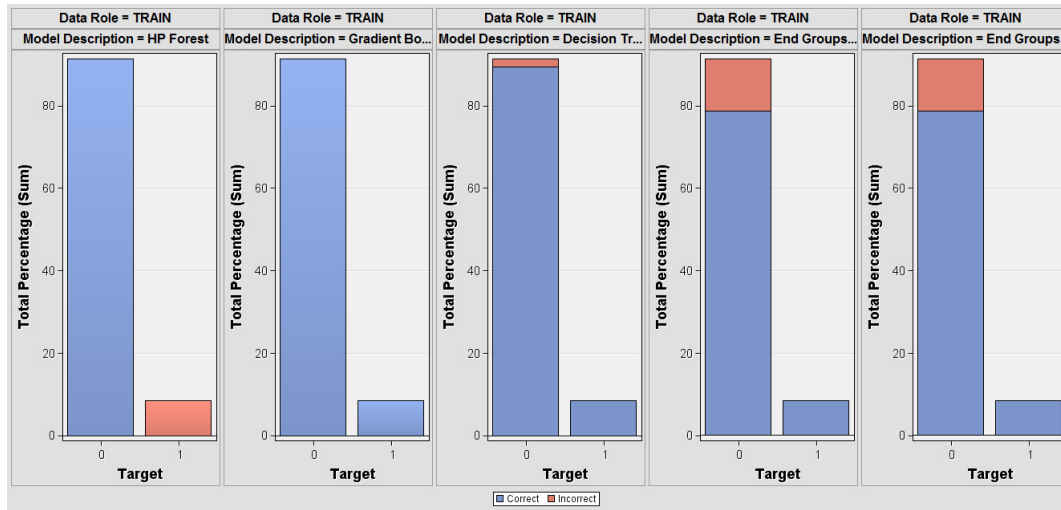
圖七、策略 III 之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。



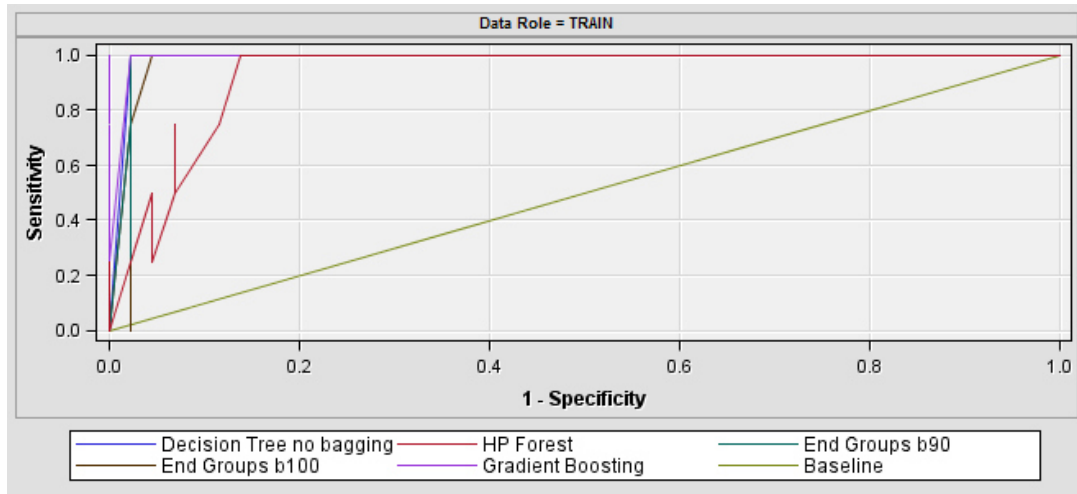
圖八、策略 III 之三種預測兩棲類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在台灣野外入侵失敗，Target =1 為在台灣野外入侵成功。最左圖為決策樹預測模式。中間圖為類神經預測模式。最右圖為邏輯迴歸預測模式。



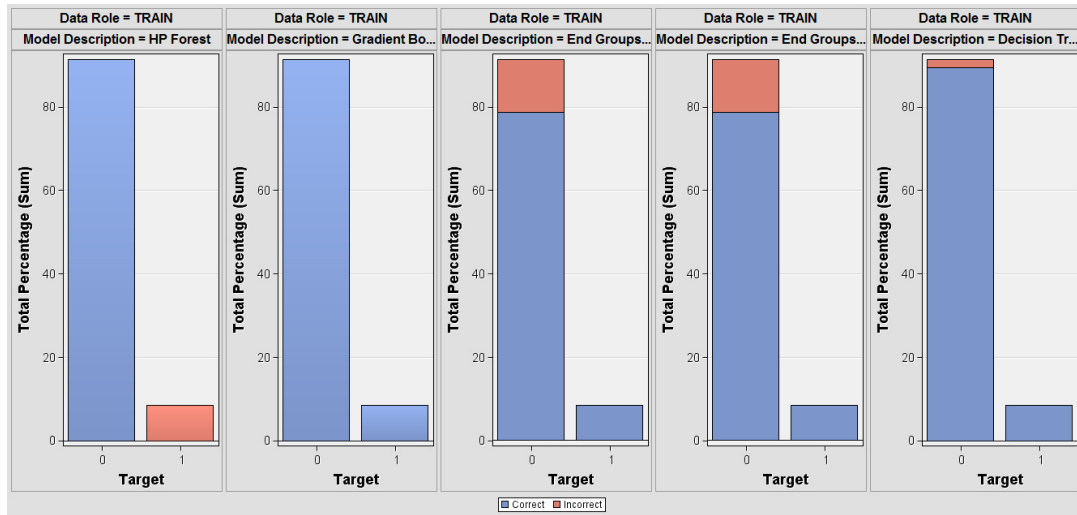
圖九、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性(specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



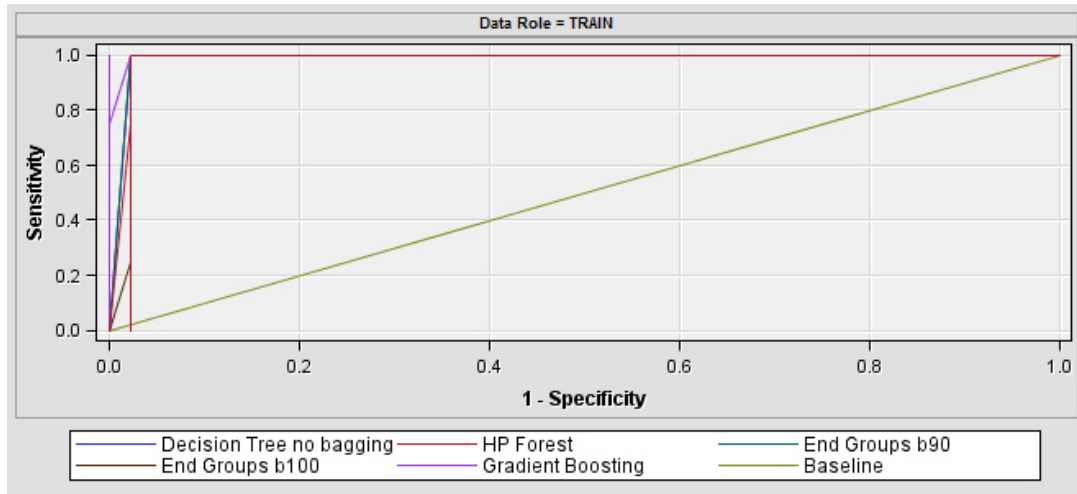
圖十、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為逢機森林(HP Forest)、梯度提升 (Gradient Boosting)、決策樹 1(no bagging) 、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 3(bagging 100%)。



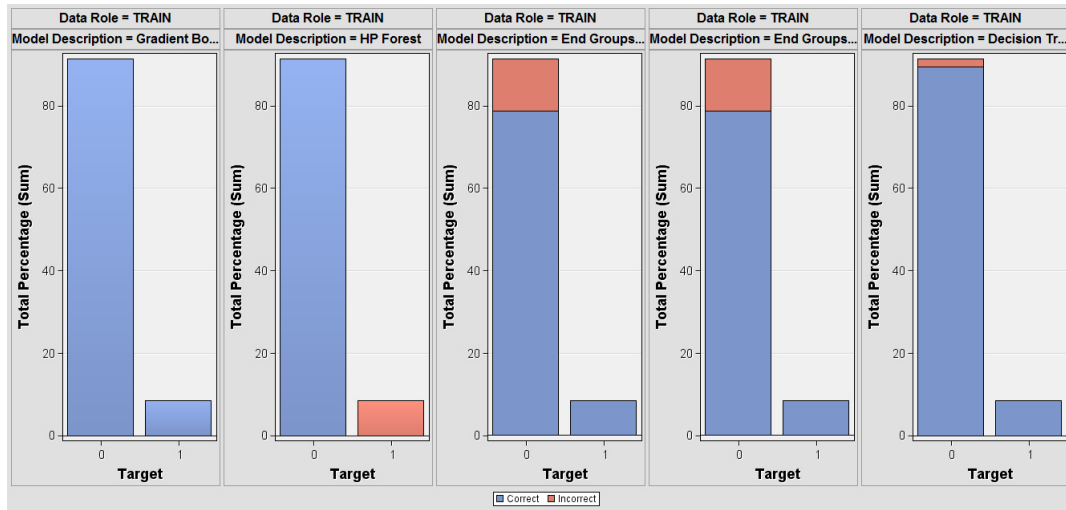
圖十一、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性 (specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



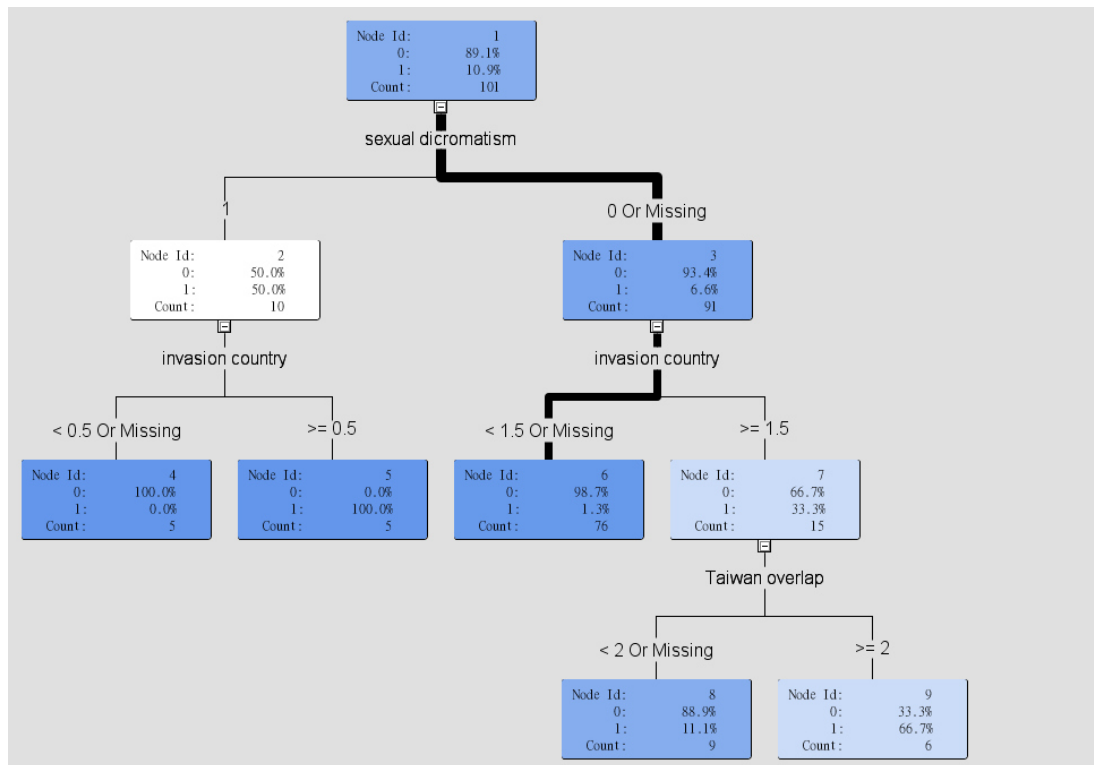
圖十二、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為逢機森林(HP Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 3(bagging 100%)、決策樹 1(no bagging)。



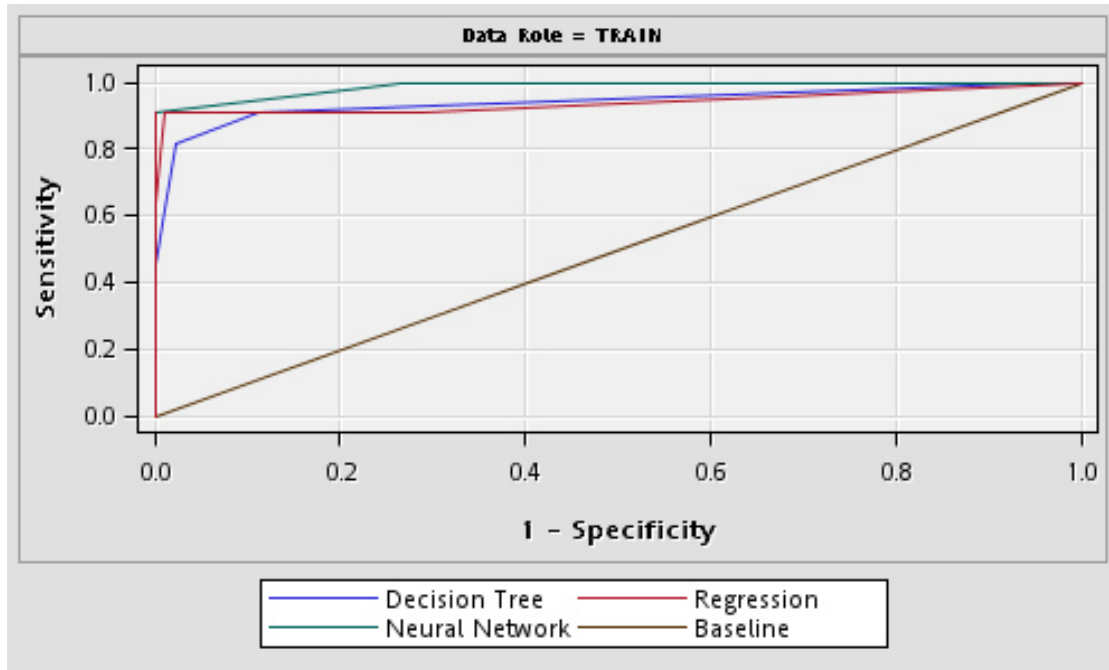
圖十三、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性 (specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



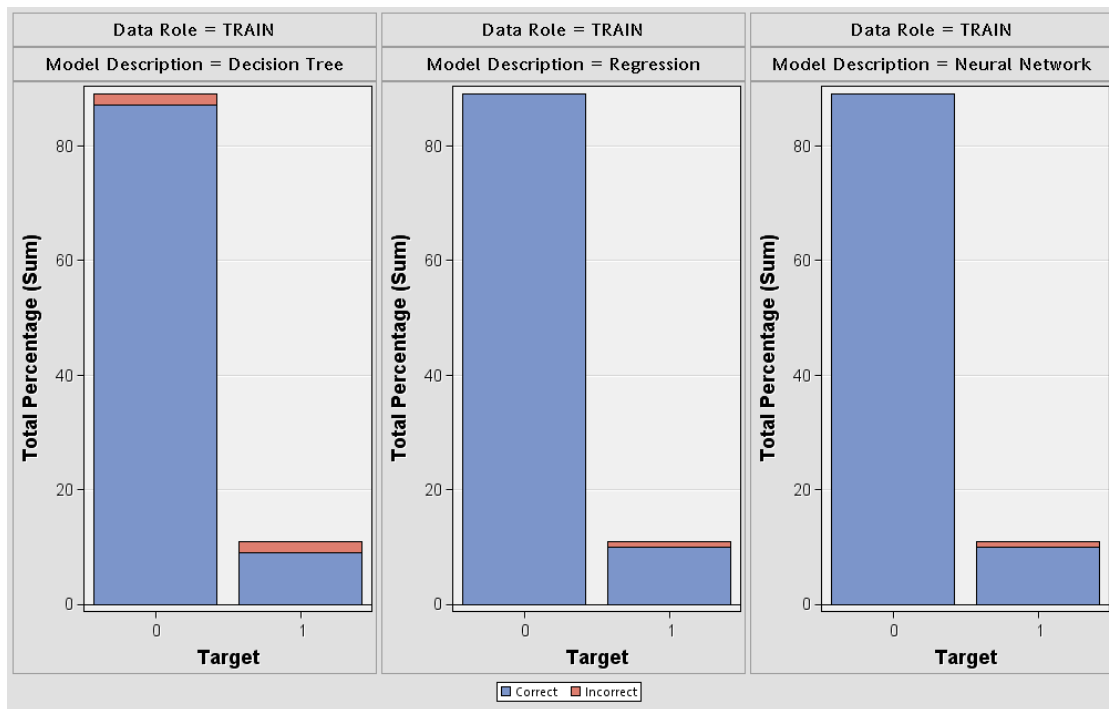
圖十四、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為梯度提升(Gradient Boosting)、逢機森林(HP Forest)、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 3(bagging 100%)、決策樹 1(no bagging)。



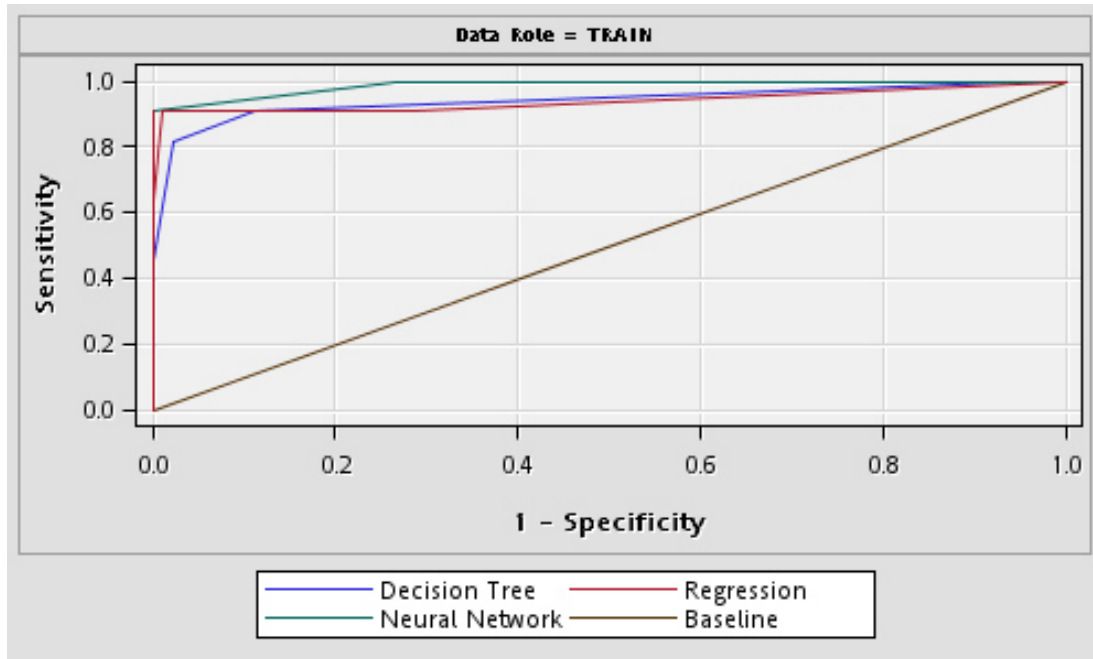
圖十五、決策樹分析建構爬行類入侵之模式(變數名稱參考表一)



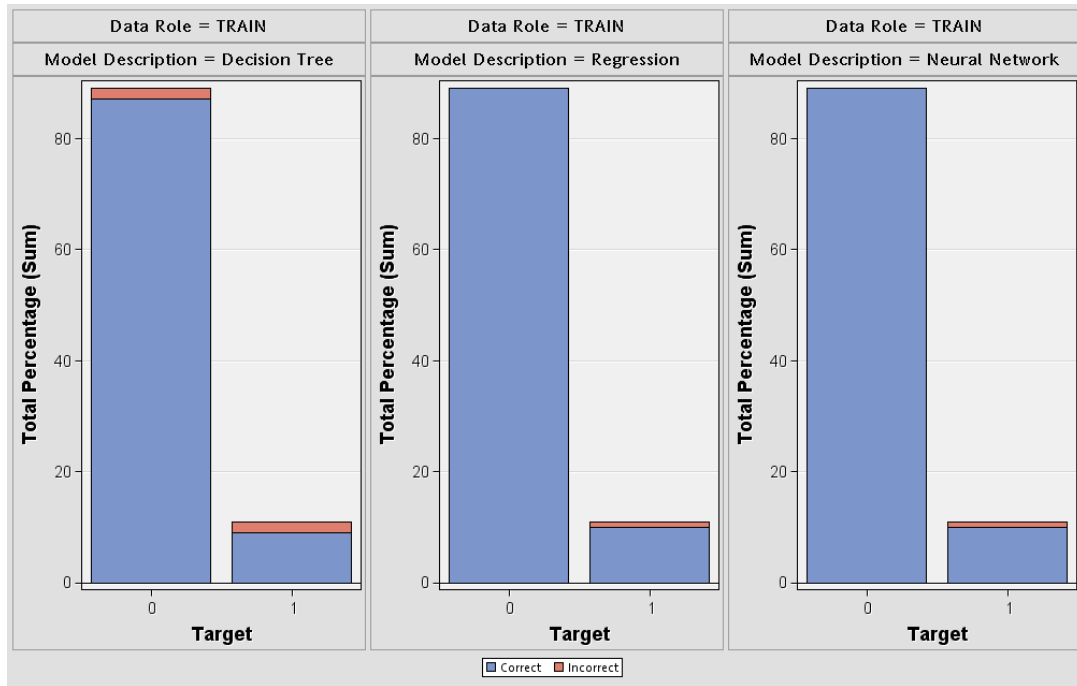
圖十六、策略 I 之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異度(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。



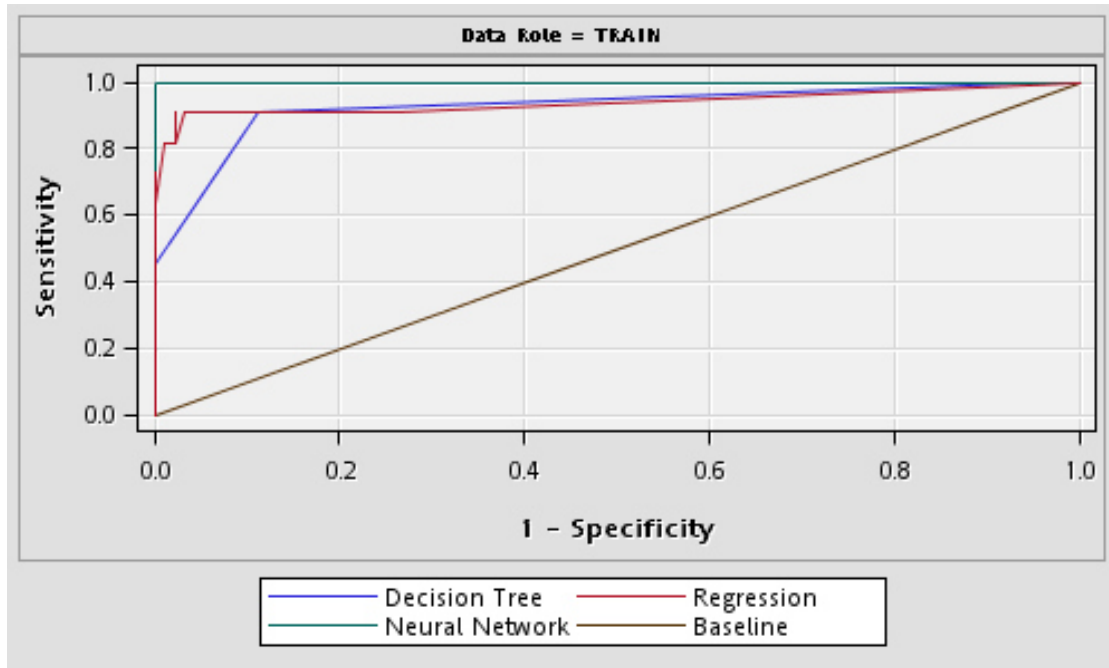
圖十七、策略 I 之三種預測爬行類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外繁殖入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外繁殖入侵成功。最左圖為決策樹預測模式。中間圖為邏輯迴歸預測模式。最右圖為類神經預測模式。



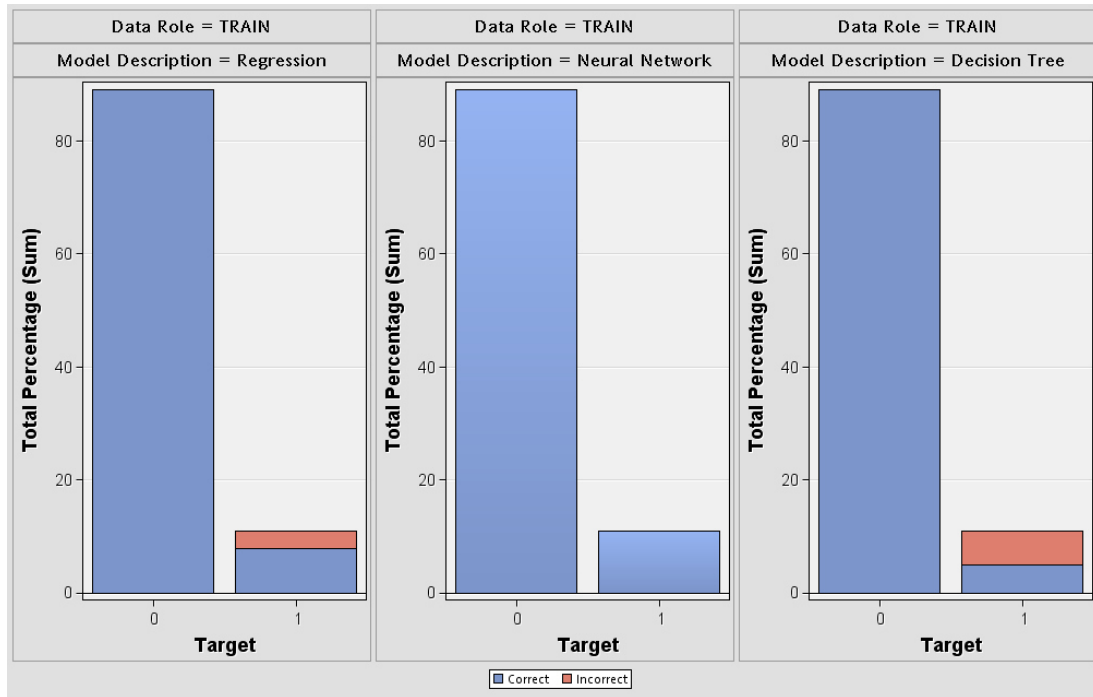
圖十八、變數處理策略 II 下之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異度(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。。



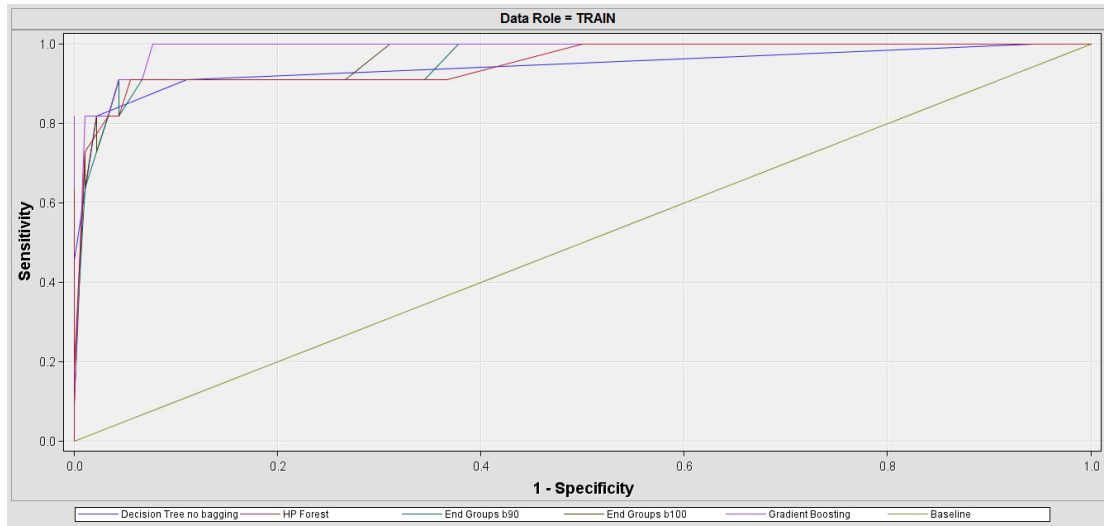
圖十九、變數處理策略 II 下，三種預測爬行類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外繁殖入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外繁殖入侵成功。最左圖為決策樹預測模式。中間圖為邏輯迴歸預測模式。最右圖為類神經預測模式。



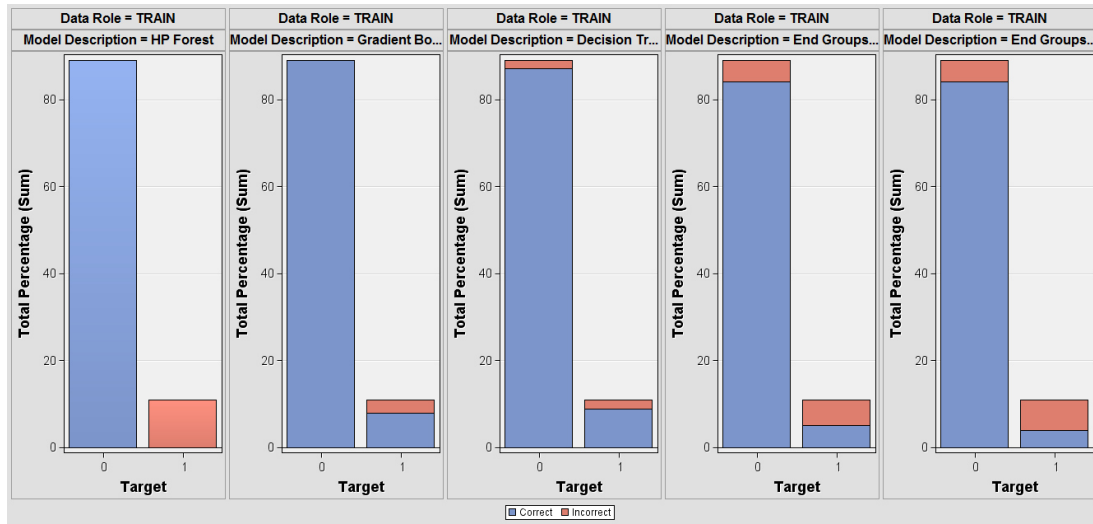
圖二十、變數處理策略 III 下之 ROC 圖，不同分析方法在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異度(specificity)。藍線為決策樹模式；紅線為邏輯迴規模式；綠線為類神經網路模式。。



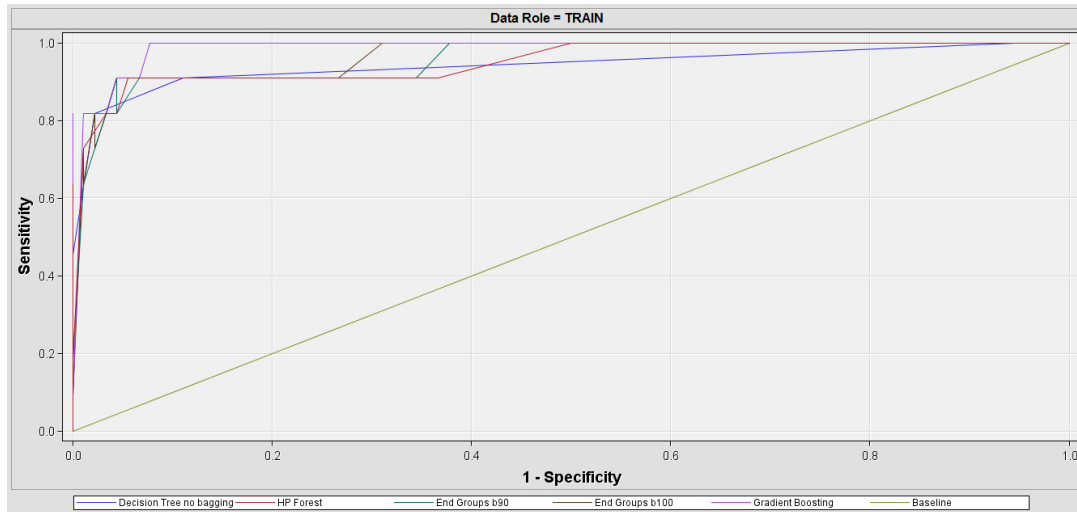
圖二十一、變數處理策略 III 下，三種預測爬行類入侵模式分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外繁殖入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外繁殖入侵成功。最右圖為決策樹預測模式。中間圖為類神經預測模式。最左圖為邏輯迴歸預測模式。



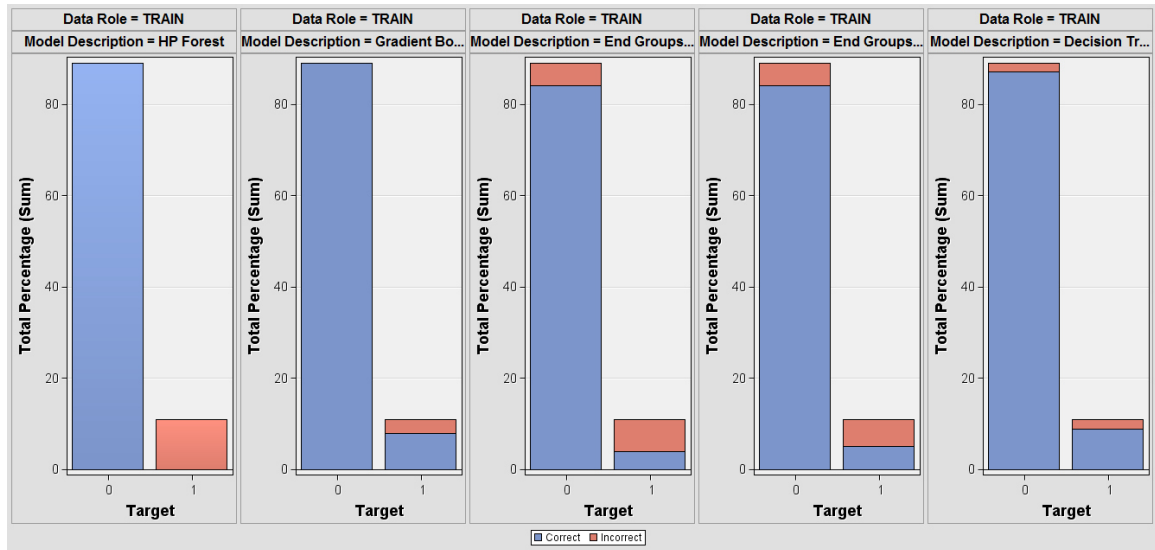
圖二十二、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性 (specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



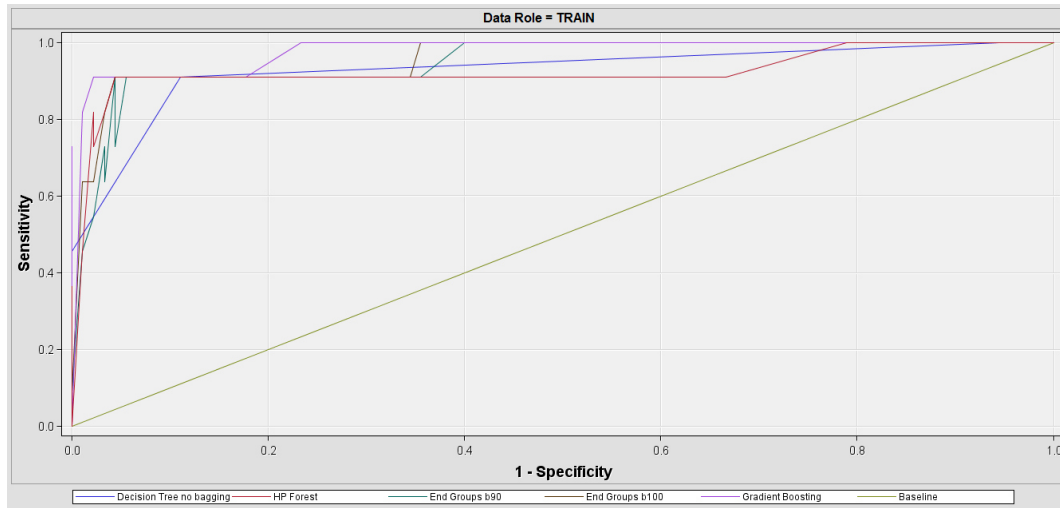
圖二十三、變數處理策略 I 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target = 0 為在臺灣野外入侵失敗，Target = 1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為逢機森林(HP Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)、決策樹 1(no bagging)、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 3(bagging 100%)。



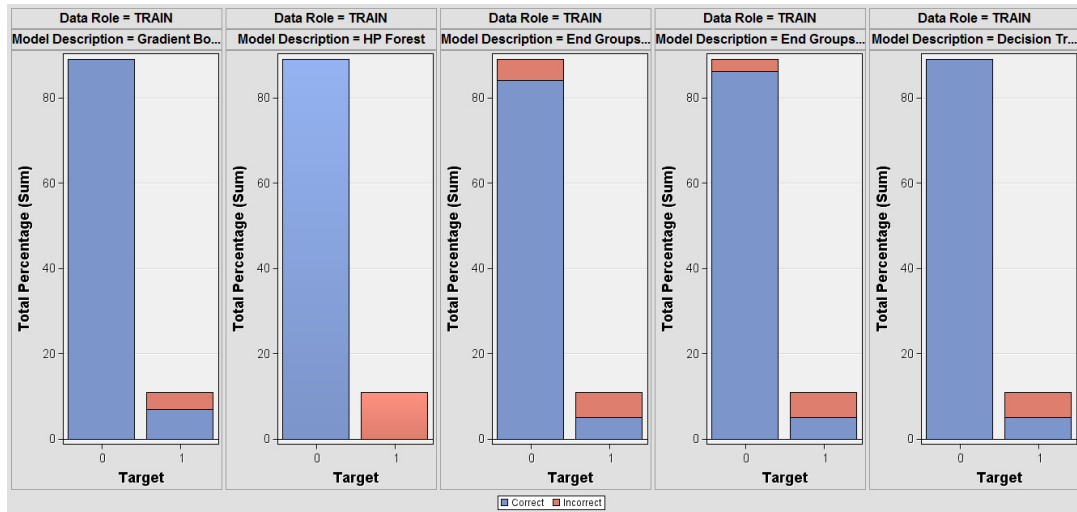
圖二十四、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特異性(specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



圖二十五、變數處理策略 II 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為逢機森林(HP Forest)、梯度提升(Gradient Boosting)、決策樹 3(bagging 100%)、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 1(no bagging)。



圖二十六、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之 ROC 圖，不同建樹方式在圖中涵蓋面積越大，顯示建構模式有最佳敏感度(sensitivity)與 1-特异性(specificity)。藍線為決策樹 1(no bagging)；綠線為決策樹 2(bagging 90%)；棕線為決策樹 3(bagging 100%)；紅線為逢機森林(HP Forest)；紫線為梯度提升(Gradient Boosting)。



圖二十七、變數處理策略 III 下，不同建樹方式之分類圖。藍色部分表示預測正確，紅色部分表示預測錯誤。Target =0 為在臺灣野外入侵失敗，Target =1 為在臺灣野外入侵成功。由左至右依序為梯度提升(Gradient Boosting)、逢機森林(HP Forest)、決策樹 3(bagging 100%)、決策樹 2(bagging 90%)、決策樹 1(no bagging)。

表一、兩棲類與爬行類輸入變數說明

變數名	說明	變數類別
Order	目別	Nominal
Family	科別	Nominal
Maximum Body Length	最大體長(cm)	Interval
Maximum Clutch Size	最大窩蛋數	Interval
Invasion Country	入侵國家數	Interval
Reproduction Mode	生殖模式 (卵生 0/卵胎生 1/胎生 2)	Ordinal
Parental Care	育幼方式 (無 0/有藏卵或挖穴習性但無明顯照顧 1/2 有守護受精卵與幼體之行為及以口孵或其他方式攜帶等)	Ordinal
Taiwan Overlap	棲息環境緯度與台灣重疊度 (全包含台灣本島範圍=2/部分=1/無=0)	Ordinal
Diet	食性 (herbivore 0/omnivore 1/carnivore 2)	Ordinal
Activity Habitat	活動棲地 (自然水域 0/森林 1/草原 2/灌木 3/濕地 4/耕作區 5/市區 6)	Ordinal
Genus in Taiwan	台灣是否有同屬的種類 (無=0/有=1)	Binary
Sexual Dicromatism	成體雌雄是否異色 (無=0/有=1)	Binary

註:因為外來兩棲種類在生殖模式(reproction mode)與雌雄雙型上(sexual dicromatism)都無變異:所以此兩變數在兩棲類分析中刪除。

表二、三種建模方式比較

建模方式	優點及缺點
決策樹	遺失值及變數轉換不影響樹結構，不須補值 (impute)，結果較不受離群值(outliers)影響，易由原變數解釋說明，名稱變數不須數字化
邏輯迴歸	遺失值須刪除或補值，刪除則影響樣本數數量，變數可能需要轉換。
類神經網路	遺失值須刪除或補值，刪除則影響樣本數數量，無法包含太多類別變數，結果難解釋。

表三、三種建樹方式

名稱	建樹方式特點
套袋 (Bagging)	不加權抽樣，產生很多樹後平均
逢機森林 (Random Forest)	不置回抽樣，過度訓練產生非常多的樹後，再用聰明的方式平均
梯度提升 (Gradient Boosting)	加權抽樣，產生很多樹後，用最聰明的方式平均

表四、外來兩棲類入侵預測模式比較

	ROC 圖 最佳模式	總錯分率			分類圖 最佳模式 ^a
		決策樹	邏輯迴歸	類神經	
策略 I	類神經	0.021	0.064	0	類神經
策略 II	類神經	0.021	0.064	0	類神經
策略 III	類神經	0.021	0.128	0	類神經

^a.先以判別入侵者而言(target=1)，選較小分錯率者。

表五、外來兩棲類入侵預測決策樹建樹方式比較

	ROC 圖 最佳模式	錯分率					分類圖 最佳模式 ^a
		決策樹 1 (No bagging)	決策樹 2 (Bagging 90%)	決策樹 3 (Bagging 100%)	逢機森林 (HP Forest)	梯度提升 (Gradient Boosting)	
策略 I	梯度提升	0.021	0.128	0.128	0.085	0	梯度提升
策略 II	梯度提升	0.021	0.128	0.128	0.085	0	梯度提升
策略 III	梯度提升	0.021	0.128	0.128	0.085	0	梯度提升

^a.先以判別入侵者而言(target=1)，選較小分錯率者。

表六、外來爬行類入侵預測模式比較

	ROC 圖 最佳模式	錯分率			分類圖 最佳模式 ^a
		決策樹	邏輯迴歸	類神經	
策略 I	類神經	0.040	0.01	0.01	類神經&邏輯迴歸
策略 II	類神經	0.040	0.01	0.01	類神經&邏輯迴歸
策略 III	類神經	0.059	0.03	0	類神經

^a.先以判別入侵者而言(target=1)，選較小分錯率者。

表七、外來爬行類入侵預測決策樹建樹方式比較

		錯分率					分類圖 最佳模式 ^a
ROC 圖 最佳模式		決策樹 1 (No bagging)	決策樹 2 (Bagging 90%)	決策樹 3 (Bagging 100%)	逢機森林 (HP Forest)	梯度提升 (Gradient Boosting)	
策略 I	梯度提升	0.040	0.109	0.119	0.109	0.030	梯度提升
策略 II	梯度提升	0.040	0.109	0.119	0.109	0.030	梯度提升
策略 III	梯度提升	0.059	0.109	0.089	0.109	0.040	梯度提升

^a.先以判別入侵者而言(target=1)，選較小分錯率者。

附錄一、原始分析兩棲類之科名、中文俗名、學名、野外族群現況(0:失敗，1:成功)

科名	中文俗名	Genus	species	野外族群現況
Dicroglossidae	海蛙	<i>Fejervarya</i>	<i>cancrivora</i>	1
Microhylidae	花狹口蛙、亞洲錦蛙	<i>Kaloula</i>	<i>pulchra</i>	1
Ranidae	牛蛙	<i>Lithobates</i>	<i>catesbeiana</i>	1
Rhacophoridae	班腿樹蛙	<i>Polypedates</i>	<i>megacephalus</i>	1
Ambystomatidae	虎皮蝾螈	<i>Ambystoma</i>	<i>mavortium</i>	0
Ambystomatidae	六角恐龍、美西蝾螈	<i>Ambystoma</i>	<i>mexicanum</i>	0
Arthroleptidae	大眼樹蛙	<i>Leptopelis</i>	<i>vermiculatus</i>	0
Bufo	紅點蟾蜍	<i>Anaxyrus</i>	<i>punctatus</i>	0
Bufo	虎斑蟾蜍	<i>Anaxyrus</i>	<i>terrestris</i>	0
Bufo	綠蟾蜍	<i>Bufo</i>	<i>viridis</i>	0
Bufo	海蟾蜍、蔗蟾除	<i>Rhinella</i>	<i>marina</i>	0
Ceratobatrachidae	所羅門島角蛙	<i>Cornufer</i>	<i>guentheri</i>	0
Ceratophryidae	阿根廷角蛙	<i>Ceratophrys</i>	<i>ornata</i>	0
Ceratophryidae	小丑蛙	<i>Lepidobatrachus</i>	<i>laevis</i>	0
Ceratophryidae	角蛙	<i>Ceratophrys</i>	<i>cranwelli</i>	0
Ceratophryidae	夢幻角蛙	<i>Ceratophrys</i>	<i>calcarata</i>	0
Ceratophryidae	霸王角蛙、亞馬遜角蛙	<i>Ceratophrys</i>	<i>cornuta</i>	0
Dendrobatidae	小丑箭毒蛙	<i>Oophaga</i>	<i>histrionica</i>	0
Dendrobatidae	黃金箭毒蛙	<i>Phyllobates</i>	<i>terribilis</i>	0
Dendrobatidae	染色箭毒蛙	<i>Dendrobates</i>	<i>tinctorius</i>	0
Dendrobatidae	綠箭毒蛙	<i>Dendrobates</i>	<i>auratus</i>	0
Eleutherodactylidae	柯奇蛙	<i>Eleutherodactylus</i>	<i>coqui</i>	0
Hemisotidae	豬鼻蛙	<i>Hemisus</i>	<i>marmoratus</i>	0
Hylidae	白唇樹蛙	<i>Litoria</i>	<i>infrafrenata</i>	0
Hylidae	美國樹蛙	<i>Hyla</i>	<i>cinerea</i>	0
Hylidae	蠟白猴樹蛙	<i>Phyllomedusa</i>	<i>sauvaggi</i>	0
Hylidae	紅眼樹蛙	<i>Agalychnis</i>	<i>callidryas</i>	0
Hylidae	吠犬蛙、吠樹蛙	<i>Hyla</i>	<i>gratiosa</i>	0
Hylidae	虎紋猴子樹蛙	<i>Phyllomedusa</i>	<i>hypochondrialis</i>	0
Hylidae	老爺樹蛙	<i>Litoria</i>	<i>caerulea</i>	0
Hyperoliidae	果凍樹蛙	<i>Hyperolius</i>	<i>pusillus</i>	0

Hyperoliidae	紅腿豹紋蛙	<i>Kassina</i>	<i>maculata</i>	0
Mantellidae	蒙面彩蛙	<i>Mantella</i>	<i>crocea</i>	0
Mantellidae	綠斗蓬樹蛙	<i>Guibemantis</i>	<i>pulcher</i>	0
Megophryidae	馬來西亞角蛙、 長鼻角蛙	<i>Megophrys</i>	<i>nasuta</i>	0
Microhylidae	紅椒蛙	<i>Phrynomantis</i>	<i>microps</i>	0
Microhylidae	斑紋犁足蛙	<i>Scaphiophryne</i>	<i>marmorata</i>	0
Microhylidae	網紋犁足蛙	<i>Scaphiophryne</i>	<i>madagascariensis</i>	0
Pipidae	非洲瓜蟾	<i>Xenopus</i>	<i>laevis</i>	0
Pipidae	負子蟾	<i>Pipa</i>	<i>pipa</i>	0
Pyxicephalidae	非洲牛蛙	<i>Pyxicephalus</i>	<i>adspersus</i>	0
Salamandridae	金麒麟	<i>Tylotriton</i>	<i>shanjing</i>	0
Salamandridae	大涼疣螈	<i>Tylotriton</i>	<i>taliangensis</i>	0
Salamandridae	日本火龍	<i>Cynops</i>	<i>pyrrhogaster</i>	0
Salamandridae	豹紋蠟螈	<i>Triturus</i>	<i>marmoratus</i>	0
Salamandridae	巴西火龍	<i>Hypselotriton</i>	<i>orientalis</i>	0
Salamandridae	紅瘰疣螈	<i>Tylotriton</i>	<i>verrucosus</i>	0

附錄二、原始分析爬行類之科名、中文俗名、學名、野外族群現況(0:失敗，1:成功)

科名	中文俗名	Genus	species	野外族群現況
Agamidae	亞洲水龍/綠水龍/ 中國水龍	<i>Physignathus</i>	<i>cocincinus</i>	1
Carettochelyidae	飛河龜	<i>Carettochelys</i>	<i>insculpta</i>	1
Chamaeleonidae	高冠變色蜥	<i>Chamaeleo</i>	<i>calyptratus</i>	1
Chelydridae	平背鱷龜、擬鱷 龜、鱷魚龜	<i>Chelydra</i>	<i>serpentina</i>	1
Emydidae	巴西龜、紅耳龜、 巴西彩龜、翠龜、 麻將龜、秀麗錦 龜、七彩龜、彩龜	<i>Trachemys</i>	<i>scripta</i>	1
Gekkonidae	大壁虎、大守宮	<i>Gekko</i>	<i>gecko</i>	1
Gekkonidae	帝王脊斑壁虎	<i>Gekko</i>	<i>monarchus</i>	1
Iguanidae	綠鬣蜥	<i>Iguana</i>	<i>iguana</i>	1
Polychrotidae	褐安麗蜥、沙氏變 色蜥	<i>Anolis/Norops</i>	<i>sagrei</i>	1
Pythonidae	緬甸蟒	<i>Python</i>	<i>molurus bivittatus</i>	1
Scincidae	多紋南蜥、多線南 蜥	<i>Mabuya/Eutropis</i>	<i>multifasciata</i>	1
Acrochordidae	疣鱗蛇	<i>Acrochordus</i>	<i>javanicus</i>	0
Agamidae	澳洲水龍	<i>Physignathus</i>	<i>lesueuri</i>	0
Agamidae	菲律賓海帆蜥	<i>Hydrosaurus</i>	<i>pustulatus</i>	0
Agamidae	傘蜥	<i>Chlamydosaurus</i>	<i>kingii</i>	0
Agamidae	東部鬆獅蜥	<i>Pogona</i>	<i>vitticeps</i>	0
Agamidae	王者蜥、非洲刺尾 蜥、摩洛哥王者 蜥、孫鱗蜥、多刺 蜥	<i>Uromastyx</i>	<i>acanthinurus</i>	0
Agamidae	孔雀刺尾蜥	<i>Uromastyx</i>	<i>ocellatus</i>	0
Alligatoridae	眼鏡鱷	<i>Caiman</i>	<i>crocodilus</i>	0
Bataguridae	裏海澤龜	<i>Mauremys</i>	<i>caspica</i>	0
Bataguridae	華麗木紋龜、墨西 哥木紋龜	<i>Rhinoclemmys</i>	<i>pulcherrima</i>	0
Bataguridae	鋸背圓龜、齒緣攝 龜、八角棱龜	<i>Cyclemys</i>	<i>dentata</i>	0
Boidae	棱角吻沙蟒	<i>Candoia</i>	<i>carinata</i>	0

Boidae	綠森蚺/水蟒	<i>Eunectes</i>	<i>murinus</i>	0
Boidae	紅尾蚺	<i>Boa</i>	<i>constrictor</i>	0
Boidae	巴西彩虹蟒	<i>Epicrates</i>	<i>cenchria</i> <i>cenchria</i>	0
Boidae	肯亞沙蟒	<i>Eryx</i>	<i>colubrinus</i>	0
Chamaeleonidae	鱗枯葉變色龍	<i>Brookesia</i>	<i>perarmata</i>	0
Chamaeleonidae	國王變色龍	<i>Calumma</i>	<i>parsonii</i>	0
Chamaeleonidae	七彩變色龍	<i>Furcifer</i>	<i>pardalis</i>	0
Chelidae	阿根廷蛇頸龜	<i>Hydromedusa</i>	<i>tectifera</i>	0
Chelidae	扭頸龜、南美扁頭龜	<i>Platemys</i>	<i>platycephala</i>	0
Chelidae	扁頭長頸龜、西氏蛇頸龜	<i>Chelodina</i>	<i>siebenrocki</i>	0
Chelidae	阿根廷蛇頸龜、阿根廷側頸龜	<i>Phrynops</i>	<i>hilarii</i>	0
Chelidae	枯葉龜	<i>Chelus</i>	<i>fimbriatus</i>	0
Chelydridae	真鱷龜	<i>Macrolemys</i>	<i>temminckii</i>	0
Colubridae	灰帶王蛇	<i>Lampropeltis</i>	<i>alterna</i>	0
Colubridae	紅鼠蛇、粟米蛇	<i>Pantherophis</i>	<i>guttata</i>	0
Colubridae	王蛇、帝王蛇	<i>Lampropeltis</i>	<i>getula</i>	0
Colubridae	黃鼠蛇	<i>Pantherophis</i>	<i>obsoletus</i>	0
Colubridae	西部豬鼻蛇	<i>Heterodon</i>	<i>nasicus</i>	0
Colubridae	猩紅王蛇	<i>Lampropeltis</i>	<i>micropholis</i>	0
Cordylidae	犛狨蜥	<i>Ouroborus</i>	<i>cataphractus</i>	0
Corytophanidae	綠雙冠蜥、綠冠蜥、綠水上飛、雙脊冠蜥、雙冠鬚蜥	<i>Basiliscus</i>	<i>plumifrons</i>	0
Crotaphytidae	項圈蜥、肥龍	<i>Crotaphytus</i>	<i>collaris</i>	0
Emydidae	彩繪龜、紅肚龜	<i>Chrysemys</i>	<i>picta</i>	0
Emydidae	密西西比地圖龜	<i>Graptemys</i>	<i>pseudogeographica</i>	0
Emydidae	甜甜圈龜	<i>Pseudemys</i>	<i>concinna</i>	0
Emydidae	地理圖龜	<i>Graptemys</i>	<i>geographica</i>	0
Emydidae	紅肚龜	<i>Pseudemys</i>	<i>nelsoni</i>	0
Emydidae	佛州箱龜	<i>Terrapene</i>	<i>carolina</i>	0
Emydidae	鑽紋龜	<i>Malaclemys</i>	<i>terrapin</i>	0
Gekkonidae	蓋勾亞守宮	<i>Rhacodactylus</i>	<i>auriculatus</i>	0
Gekkonidae	中國豹紋守宮	<i>Goniurosaurus</i>	<i>luii</i>	0
Gekkonidae	冠毛守宮、棘背壁虎	<i>Rhacodactylus</i>	<i>ciliatus</i>	0

Gekkonidae	豹紋臉虎	<i>Eublepharis</i>	<i>fuscus</i>	0
Gekkonidae	疙瘩守宮	<i>Hemidactylus</i>	<i>subtriedruss</i>	0
Gekkonidae	雙頭守宮	<i>Hemitheconyx</i>	<i>caudicinctus</i>	0
Gekkonidae	馬達加斯加日守宮	<i>Phelsuma</i>	<i>madagascariensis</i>	0
Gekkonidae	火焰守宮	<i>Teratoscincus</i>	<i>microlepis</i>	0
Iguanidae	黑鬣蜥	<i>Ctenosaura</i>	<i>similis</i>	0
Iguanidae	沙漠鬣蜥	<i>Dipsosaurus</i>	<i>dorsalis</i>	0
Kinosternidae	刀背麝香龜	<i>Sternotherus</i>	<i>carinatus</i>	0
Kinosternidae	紅面蛋龜、蠍子蛋龜	<i>Kinosternon</i>	<i>acutum</i>	0
Kinosternidae	麝香龜、黑蛋龜	<i>Sternotherus</i>	<i>odoratus</i>	0
Pelomedusidae	東非黑泥龜	<i>Pelusios</i>	<i>subniger</i>	0
Phrynosomatidae	圓尾角蜥	<i>Phrynosoma</i>	<i>modestum</i>	0
Phrynosomatidae	綠多刺蜥蜴/孔雀針蜥	<i>Sceloporus</i>	<i>malachiticus</i>	0
Phrynosomatidae	蟾角蜥	<i>Phrynosoma</i>	<i>platyrhinus</i>	0
Podocnemididae	忍者龜、黃頭側頸龜	<i>Podocnemis</i>	<i>unifilis</i>	0
Polychrotidae	騎士變色蜥	<i>Anolis</i>	<i>equestris</i>	0
Polychrotidae	綠樹蜥、綠安祿蜥	<i>Anolis</i>	<i>carolinensis</i>	0
Pythonidae	網紋蟒	<i>Python/Malayopython</i>	<i>reticulatus</i>	0
Pythonidae	石蟒	<i>Python</i>	<i>sebae</i>	0
Pythonidae	皇家蟒、皇室蟒	<i>Python</i>	<i>regius</i>	0
Pythonidae	緬蟒、黃金蟒	<i>Python</i>	<i>bivittatus</i>	0
Pythonidae	綠樹蟒	<i>Morelia</i>	<i>viridis</i>	0
Scincidae	猴尾蜥	<i>Corucia</i>	<i>zebrata</i>	0
Scincidae	橙點石龍子	<i>Eumeces</i>	<i>schneideri</i>	0
Scincidae	斜紋藍舌蜥	<i>Tiliqua</i>	<i>scincoides</i>	0
Scincidae	格紋石龍子	<i>Chalcides</i>	<i>ocellatus</i>	0
Scincidae	松果蜥	<i>Tiliqua(Trachydosaurus)</i>	<i>rugosus</i>	0
Teiidae	阿根廷南美蜥、泰加	<i>Salvator</i>	<i>merianae</i>	0
Testudinidae	緬甸陸龜	<i>Indotestudo</i>	<i>elongata</i>	0
Testudinidae	黃腿象龜	<i>Chelonoidis</i>	<i>denticulata</i>	0
Testudinidae	四趾陸龜	<i>Testudo</i>	<i>horsfieldii</i>	0
Testudinidae	紅足龜	<i>Geochelone</i>	<i>carbonaria</i>	0
Testudinidae	星龜	<i>Geochelone</i>	<i>elegans</i>	0

Testudinidae	豹龜、豹紋陸龜、 豹斑象龜	<i>Stigmochelys</i>	<i>pardalis</i>	0
Testudinidae	亞達伯拉象龜	<i>Geochelone</i>	<i>gigantea</i>	0
Testudinidae	薄餅龜、裂縫龜、 非洲軟甲陸龜	<i>Malacochersus</i>	<i>tornieri</i>	0
Testudinidae	蛛網龜	<i>Pyxis</i>	<i>arachnoides</i>	0
Testudinidae	歐洲陸龜	<i>Testudo</i>	<i>graeca</i>	0
Trionychidae	佛州鱉、美國瑞 魚、金邊水魚	<i>Apalone</i>	<i>ferox</i>	0
Trionychidae	刺鱉	<i>Apalone</i>	<i>spinifera</i>	0
Varanidae	印度巨蜥、花巨 蜥、太平洋巨蜥	<i>Varanus</i>	<i>indicus</i>	0
Varanidae	脊尾巨蜥	<i>Varanus</i>	<i>primordius</i>	0
Varanidae	尼羅巨蜥	<i>Varanus</i>	<i>niloticus</i>	0
Varanidae	水巨蜥、五爪金龍	<i>Varanus</i>	<i>salvator</i>	0
Varanidae	平原巨蜥	<i>Varanus</i>	<i>exanthematicus</i>	0
Varanidae	孟加拉巨蜥	<i>Varanus</i>	<i>bengalensis</i>	0