

土地利用變遷之驅動因子探討及參數敏感度分析

陳柏宇⁽¹⁾ 吳俊毅⁽²⁾

摘要

土地利用變遷模式採用多種驅動因子來模擬預測土地利用的變化，做為土地利用及防災管理政策的參考依據。本研究以 2007 年及 2017 年的土地利用圖作為基礎地圖，區分為農田、森林、都市、水利、遊憩和其他類型。再分別建立邏輯斯迴歸和隨機森林模型，以量化各種驅動因子與不同土地利用類型之間的關聯性，並利用 ROC 曲線檢驗模型的解釋能力。結果顯示邏輯斯迴歸的 AUC 值在上述六種土地利用類別依序為 0.9391、0.6986、0.7474、0.7038、0.8642、0.9343，隨機森林依序為 0.9777、0.8655、0.8948、0.8307、0.9468、0.9463。接著使用 CLUE-s 模式來模擬三個時段的土地利用變遷，透過調整抽樣比例、nTree、mtry、轉換彈性、轉換矩陣等參數來進行敏感度分析，並計算每組模擬結果與實際土地利用圖之間的 Kappa 值，以獲得最佳的模擬結果。結果顯示以邏輯斯迴歸進行模擬的主要參數為轉換矩陣和轉換彈性，以隨機森林進行模擬的主要參數為抽樣比例、mtry、轉換矩陣和轉換彈性。分析結果發現坡度、高程等自然環境驅動因子，以及與主要道路距離等社會經濟因子對整體集水區土地利用變遷最具影響力。

(**關鍵詞**：土地利用變遷、LULCC package、參數敏感度分析、驅動因子)

Driving Factors Exploring and Parameter Sensitivity Analysis of Land Use Change

Po-Yu Chen⁽¹⁾ *Chun-Yi Wu*⁽²⁾

Master⁽¹⁾, Associate Professor⁽²⁾, Department of Soil and Water

Conservation, National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402, R.O.C.

ABSTRACT

The land use change model employs multiple driving factors to simulate and predict land use changes, providing a reference for land use and disaster management policies. This study uses land use maps from 2007 and 2017 as the base maps, categorizing them into farmland, forest, urban, water resources, recreation, and other types. Logistic regression and random forest models were then established to quantify the relationships between various driving factors and different land use types, with the model's

(1)國立中興大學水土保持學系 碩士

(2)國立中興大學水土保持學系 副教授(通訊作者 e-mail: cywu@nchu.edu.tw)

explanatory power tested using the ROC curve. The results show that the AUC values for logistic regression across the six land use categories are 0.9391, 0.6986, 0.7474, 0.7038, 0.8642, and 0.9343, respectively, while for the random forest, the values are 0.9777, 0.8655, 0.8948, 0.8307, 0.9468, and 0.9463. The CLUE-s model was then used to simulate land use changes over three periods, with sensitivity analysis conducted by adjusting parameters such as sampling ratio, nTree, mtry, transition elasticity, and transition matrix. The Kappa values between each set of simulated results and the actual land use maps were calculated to obtain the best simulation results. The results indicate that the main parameters for simulation using logistic regression are the transition matrix and transition elasticity, while for the random forest model, the key parameters are the sampling ratio, mtry, transition matrix, and transition elasticity. The analysis revealed that natural environmental driving factors such as slope and elevation, along with socioeconomic factors like distance to major roads, have the greatest influence on land use change within the watershed.

(**Keywords** : Land use change, LULCC package, Sensitivity analysis, Driving factors)

前言

近年來針對土地利用的研究逐年增加，各種模擬土地利用變遷的模型陸續被開發出來，若能有效模擬土地利用的變遷並對驅動因子進行探討，對於當地的土地利用政策、環保政策和資源管理政策的制定與實施亦能有所幫助。

土地利用變遷模式的主要目標在描述和預測土地利用和覆蓋變化的過程。這些模式根據多種驅動因子進行模擬預測，涵蓋了社會經濟、自然環境等方面。Briassoulis(2020)將土地利用變遷模式依據特性分為統計與經濟模式：多元迴歸模型、時間序列分析(Anselin, 2013)，空間相互作用模式：重力模型(Fotheringham & O'Kelly, 1989)，最佳化模式：線性規劃模型(Fischer & Nijkamp, 2014)，集成模式：CLUE 模型(Verburg et al., 2002)、LTM 模型。

CLUE-s 模式的優勢在於能模擬同時發生的土地利用方式變化，假設土地利用變化

受需求驅動，並與自然環境和社會經濟處在動態平衡中。CLUE-s 運用系統論方法處理不同土地利用類型之間的競爭關係，實現同步模擬(楊凱傑, 2017)。最初，CLUE-s 使用邏輯斯迴歸計算土地利用變遷機率，後來亦結合線性、非線性及機器學習演算法模擬不同區域的土地利用分佈。CLUE-s 結合人工類神經網路和隨機森林等演算法能有效預測區域土地利用變遷(王馨儀, 2023)，本研究擬比較不同演算法所得土地利用變遷驅動因子的重要性，因此選用可結合不同二元分類演算法的 CLUE-s 模式進行模擬。

土地利用變遷驅動力指的是人類在回應物質環境和社會文化變化的過程中，為了提升經濟、社會或文化福利而做出的選擇，這些選擇受一系列自然環境變數和社會經濟變數的影響，而這些變數就是所謂的驅動因子(Verburg et al., 2004)。國內學者(吳振發與林裕彬, 2006；王彥覃, 2008；陳虹螢, 2010；吳幸娟, 2014；陳珮琦, 2017；黃瓊萱, 2019)所選取的驅動因子可以概分為自然環境和社

會經濟兩大類，自然環境因子有高程、坡度、與河川距離、土壤深度、土壤沖蝕指數 K 值、土壤外部排水性、降雨量、溫度、作物適栽性、淹水潛勢區、地層下陷區等；社會經濟因子有與主要道路距離(國道、省道)、與交流道出口距離、與道路及捷運距離、與火車站距離、與小學距離、與建地距離、與建築物距離、與工業區和科技園區距離、與都市計畫區距離、土地重劃區、農產業經營專區、里人口密度、土地所有權、與海岸線距離、地價指數等。

參數敏感性分析是用來找出一個模型中相對影響力較大之參數的概念，在模型開發和改進過程中的驗證和校驗方面起著重要作用。目前參數敏感性分析方法已被應用於各個領域，包括工程系統、經濟學、物理學、醫療決策等(Christopher Frey & Patil, 2002)。王馨儀(2023)比較土地利用變遷模擬參數之敏感性，結果顯示抽樣方法對 CLUE-s 模式的模擬結果影響並不明顯，不過抽樣比例就有明顯差別，三種演算法皆以 100% 為最佳結果。本研究擬利用參數敏感性分析模擬過程中所採用之相關參數，藉此瞭解對本研究區土地利用變遷分析結果影響較敏感的參數。

在前人的研究中大多只使用前後兩期的土地利用資料進行分析，可瞭解這段期間的主要土地利用變遷驅動力，然而缺少土地利用變遷驅動力是否隨著不同時期變化的探討，此部份之探討可提高模擬未來土地利用狀況的準確度。因此本研究蒐集前後共三期的土地利用資料，透過各個參數設定所排列出的多種組合，模擬 2007 年~2017 年、2017 年~2020 年、2007 年~2020 年共三個時段的土地利用變遷的情形，並且進行參數敏感度分析，找出與實際情況最吻合的一組參數設定

及對結果影響較敏感的參數，再藉由邏輯斯迴歸和隨機森林演算的結果來探討兩個時段驅動因子的影響力是否有所改變。分析結果可做為日後進行模擬未來土地利用變遷驅動因子調整之參考，如結合水文模式建構出淹水模型，即可提高未來情境淹水模擬之合理性。

研究方法

1. CLUE-s 模式

CLUE-s 模式是 Verburg 等學者於 2004 年改良 CLUE 模式所開發的土地利用變遷模式，主要用於模擬區域尺度的土地利用變遷，能根據土地利用變遷過程，考慮多種驅動因子及限制條件進行模擬(Verburg et al., 2004)。模式中所需輸入之資料有土地利用需求面積、土地利用驅動因子以及土地利用情境設置。CLUE-s 模式已被使用來模擬土地利用變遷，如吳振發與林裕彬(2006)、王彥覃(2008)、吳幸娟(2014)、張文豪(2018)、王馨儀(2023)。

土地利用資料使用內政部國土測繪中心於 2007、2020 年以及農村發展與水土保持署於 2017 年的土地利用調查資料，將其統一轉換成國土測繪中心的分類方式，並參考吳幸娟(2014)所設置的類別，將調查資料從九類合併成六類，包含農田、森林、都市、水利、遊憩、其他六類。

土地利用驅動因子參考王彥覃(2008)、吳幸娟(2014)所使用之驅動因子進行選取，並分為自然環境和社會經濟兩大類，自然環境因子有高程、坡度、與河川距離等 3 項；社會經濟因子有與主要道路距離(國道、省道)、里

人口密度、土地所有權、與都市計畫區距離等 4 項。

土地利用情境設置中改變的參數有轉換彈性及轉換矩陣。轉換彈性用來表示該土地利用類型被轉換的難易度，越接近 0 代表容易轉換，反之，越接近 1 代表不易轉換，本研究設置兩組不同的轉換彈性，第一組參考吳幸娟(2014)設置的參數，農田、森林、都市、水利、遊憩、其他分別為 0.2,0.3,0.8,1,0.6,0.5；第二組則為本研究設置，分別為 0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5。

轉換矩陣用來表示各土地利用類型間是否能相互轉換，設置 1 代表可以轉換，0 則無法轉換。本研究將轉換矩陣依限制程度分為三組，第一組為限制最寬鬆的，乃參考吳幸娟(2014)所設置的轉換矩陣，如表 1 所示；第二組為中等，是修改自張文豪(2018)所設置的轉換矩陣，如表 2 所示；最後，第三組的限制為最嚴謹的轉換情形，如

表 3 所示。

表 1 轉換矩陣-第一組

類型	農田	森林	都市	水利	遊憩	其他
農田	1	1	1	1	1	1
森林	1	1	1	1	1	1
都市	1	0	1	1	1	1
水利	0	0	0	1	0	0
遊憩	1	1	1	1	1	1
其他	1	1	1	1	1	1

表 2 轉換矩陣-第二組

類型	農田	森林	都市	水利	遊憩	其他
農田	1	1	1	1	1	1
森林	1	1	1	1	1	1
都市	0	0	1	0	1	0
水利	0	0	0	1	0	0
遊憩	1	1	1	1	1	1
其他	1	1	1	0	1	1

表 3 轉換矩陣-第三組

類型	農田	森林	都市	水利	遊憩	其他
農田	1	1	1	0	1	1
森林	1	1	1	0	1	1
都市	0	0	1	0	1	0
水利	0	0	0	1	0	0
遊憩	0	1	1	0	1	1
其他	1	0	1	0	1	1

本研究使用 Cohen(1960)所提出的分類精確度對土地利用變遷模擬結果進行驗證，透過模擬的結果和實際的土地利用狀況對比，進而計算出 Kappa 值，當 Kappa 值介於 0~0.2 之間，一致程度極低；介於 0.21~0.4 之間，一致程度較低；介於 0.41~0.6 之間，一致程度中等；介於 0.61~0.8 之間，一致程度較高；介於 0.81~1 之間，則幾乎一致。

2. 二元分類演算法

二元分類演算法在土地利用變遷的研究中，主要應用於分析各個土地利用類型與驅動因子之間的關係，常見的有邏輯斯迴歸

(Logistic Regression)(Verburg et al., 2004)、支持向量機(Support Vector Machine)(Feng et al., 2016)、隨機森林(Random Forest)(Ahmed et al., 2014、Peng et al., 2020)、梯度提升樹(Gradient Boosting Trees)(Abdullah et al., 2019)、類神經網絡(Artificial Neural Networks)(Girma et al., 2022)等。

Jamali(2019)使用機器學習模型應用在土地利用模擬，並使用交叉驗證方法來評估每個模型的性能，結果發現隨機森林分類精度和穩定性方面表現最佳；而邏輯斯迴歸的表現一般，適合於簡單的分類任務。

本研究選用邏輯斯迴歸及隨機森林兩種方法作為演算法，比較兩方法之差異。邏輯斯迴歸中可以調整的參數有抽樣比例，分別為 10%、25%、60%、75%、90%；隨機森林則有抽樣比例、nTree、mtry 三種參數，抽樣比例分為 10%、25%，nTree 分為 60、100，mtry 分為 2、4，抽樣比例的部分由於隨機森林所需資料量大，若比例增加會導致電腦超載，因此只取到 25%。

在二元分類演算法之評估上，本研究使用 ROC 曲線，曲線下面積(AUC)的數值介於 0~1 之間，越接近 1 表示模型越能正確地預測該土地利用類型被轉換的機率。當 AUC 值小於 0.5 代表模型不良；介於 0.5~0.7 代表模型的準確度較低；介於 0.7~0.9 代表模型的準確度中等；大於 0.9 則準確度較高。

3. LULCC package

本研究使用 R 語言中的 LULCC package 進行邏輯斯迴歸、隨機森林和土地利用變遷等一系列的模擬及演算，程式碼的編寫是參照官方發布的使用手冊 Land Use Change

Modelling in R (Moulds, 2022)，並且使用 RStudio 軟體。整體過程可以大概分成三個步驟：資料處理、二元分類演算法的預測和評估、運行 CLUE-s 模式，其中本研究主要針對抽樣比例以及隨機森林和 CLUE-s 模式的參數進行調整(陳柏宇，2024)。

研究區域

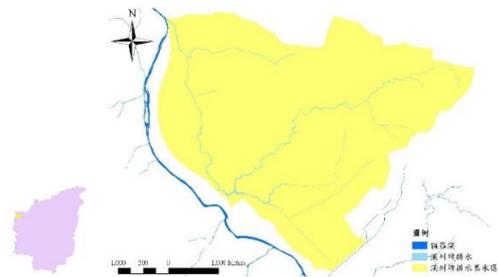
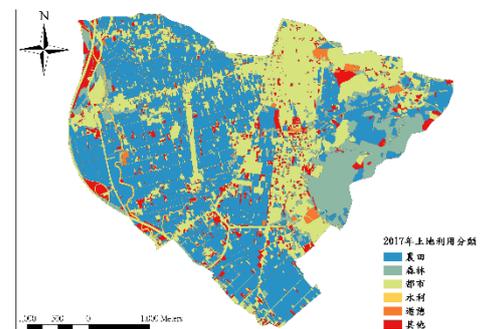
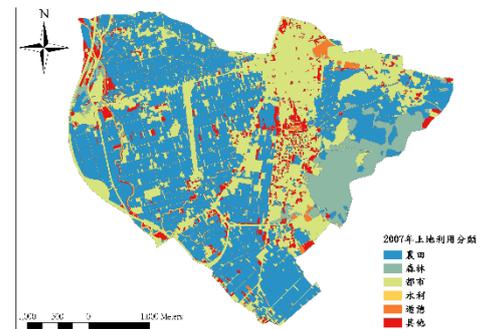


圖 1 研究區域圖



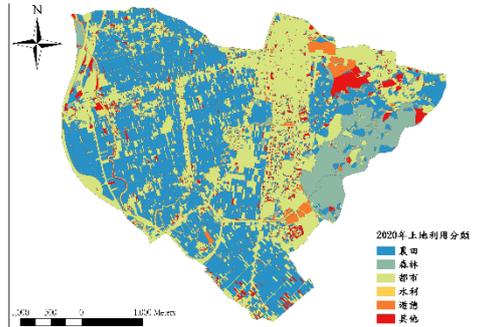


圖 2 各年份土地利用圖

本研究區域位於南投草屯的溪州埤集水區。溪州埤排水系統發源於南投縣草屯鎮富寮里，整體集水區含括在南投縣草屯鎮及南投縣南投市內，最後於草屯鎮北投里附近匯入貓羅溪。主流流總長約 27.08 公里，集水區面積約 19.28 平方公里。整體地勢東高西低，高程介於 65.62 至 327.21 公尺，坡度介於 0 至 45 度，屬於區域排水，亦可提供農業灌溉水源。

分析結果與討論

1. 抽樣比例檢定

為避免樣本中各類型比例與實際母體比例差距過大，本研究對抽樣完的樣本進行卡方適合度的檢定，檢查樣本間比例差異是否過大。各抽樣比例數據經由 SPSS 所計算出

的 P 值分別為 10%:0.519、25%:0.785、60%:0.908、75%:0.886、90%:0.996。在顯著水準 α 為 5% 下，不拒絕虛無假設，樣本比例與母體比例無顯著差別。

2. 驅動因子探討

本研究使用邏輯斯迴歸及隨機森林分別建立模型，以各個土地利用類型為因變數，正規化後的驅動因子為自變數，分析驅動因子對各個土地利用類型的影響力。

邏輯斯迴歸的重要度是使用其迴歸式中的 β 係數，數值大小可以表示迴歸式中驅動因子對各個土地利用類型的影響力大小，數值正負則表示正相關或負相關。如表 4 係以 2007 年抽樣比例 10% 的組別為例，若以整體區域的六個土地利用分類來看，坡度、與主要道路距離、高程等因子可以說是影響最大。而其對應之 ROC 曲線如圖 3，圖中顯示森林和水利兩類型的曲線下面積大於 0.9，表示該模型在預測土地利用轉變的機率上是具有相當高的可信度；其餘四種介於 0.7~0.9 之間則可信度為中等。隨機森林的重要度在模型建立成功時會和結果一起顯示出來。與邏輯斯迴歸相同，重要度的數值能表示此驅動因子對該土地利用類型的影響力。

表 4 2007 年驅動因子重要度表(邏輯斯迴歸-10%)

	農田	森林	都市	水利	遊憩	其他
高程	-1.9858	3.7436	1.3406	-72.1100	4.8584	-2.6389
坡度	-6.0808	10.1538	-2.2550	4.5926	3.8837	3.1896
與河流 距離	-0.9378	-2.5384	1.4909	-18.6993	1.3673	-1.5614
與主要	3.3055	-0.5804	-2.9356	2.7903	-10.1664	-3.2618

道路距離						
里人口 密度	-4.0322	0.8761	1.6828	3.8918	-1.4271	1.7372
土地 所有權	-1.5814	0.2612	1.2109	1.7564	0.0107	0.0133
與都市計 畫區距離	0.5222	0.0840	-0.7767	-4.1546	-3.2054	-0.1159
常數項	0.2376	-4.1964	-0.4356	3.0460	-4.1684	-1.8064

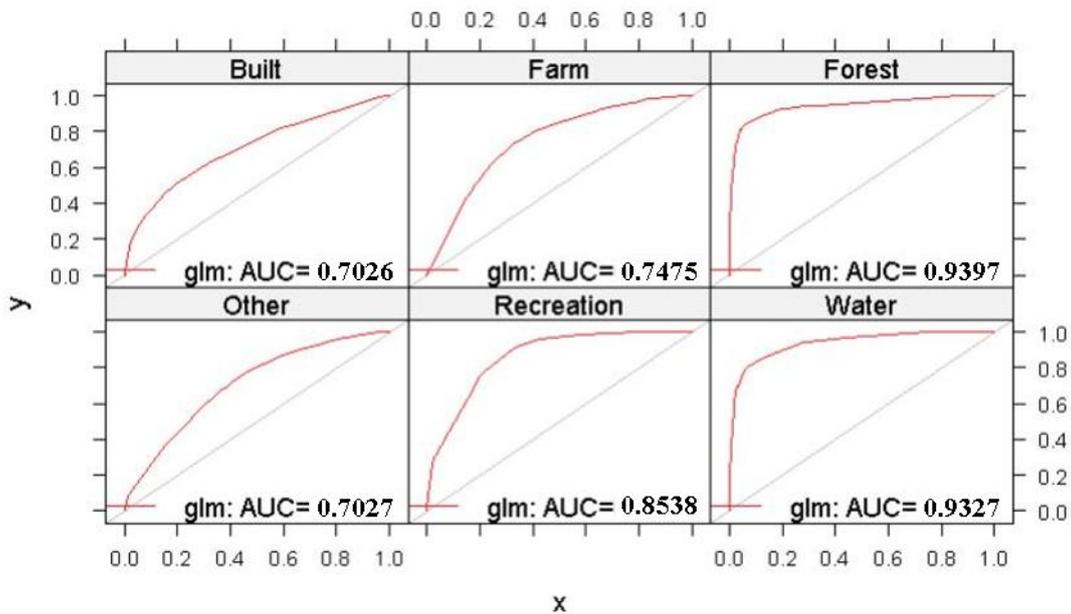


圖 3 邏輯斯迴歸性能評估之 ROC 曲線(2007 年-10%)

為了針對驅動因子進行比較，本研究以土地利用類型為單位，將各驅動因子的重要度值進行正規化，可以得到一組介於 0~1 的數值，加總六個土地利用類型後再將所有組別的數值平均，以此數值作為分數標準。計算結果如表 5 所示，可以發現邏輯斯迴歸在兩個年份中有排名上的變動，主要差異在於與河流距離和土地所有權，可以推測對於整個區域來說，與河流距離的影響力下降而土

地所有權是上升；而隨機森林的排名則是維持不變。而兩個方法間分數差異較大的因子在於高程、與河流距離和與都市計畫區距離，這三種因子在隨機森林中的分數皆略大於邏輯斯迴歸，導致在排名上亦有些許落差，另外邏輯斯迴歸在自然環境及社會經濟兩類因子中較為平衡，而隨機森林則是以自然環境因子較為重要。

將兩種方法加總作為綜合評分，發現在 2007 年與 2017 年的重要度排序沒有改變，可以認為這些驅動因子對整體集水區的影響力改變不大，以整體集水區來看，較具影響

力的驅動因子有自然環境中地理條件相關的因子，如高程、坡度，以及社會經濟因子中與交通可及性相關的因子，如與主要道路距離。

表 5 驅動因子評分表

		邏輯斯迴歸		隨機森林		綜合	
		2007	2017	2007	2017	2007	2017
自然環境因子	高程	2.789(3)	2.832(3)	5.752(1)	5.710(1)	8.541(1)	8.542(1)
	坡度	4.075(1)	4.054(1)	4.094(2)	4.161(2)	8.169(2)	8.215(2)
	與河流距離	1.566(4)	0.832(5)	2.967(4)	3.068(4)	4.533(4)	3.900(4)
社會經濟因子	與主要道路距離	3.589(2)	3.102(2)	3.551(3)	3.505(3)	7.140(3)	6.607(3)
	里人口密度	1.281(5)	1.547(4)	1.292(6)	1.113(6)	2.573(5)	2.660(5)
	土地所有權	0.322(7)	0.543(6)	0(7)	0(7)	0.322(7)	0.543(7)
	與都市計畫區距離	0.382(6)	0.381(7)	1.851(5)	2.053(5)	2.233(6)	2.434(6)

3. 土地利用變遷模擬結果探討

本研究以直條圖比較邏輯斯迴歸(LR)及隨機森林(RF)兩種方法的土地利用變遷模擬結果，如圖 4 所示，其中隨機森林由 nTree(60,100)和 mtry(2,4)組合成四種不同組別，如 RF-60-2 即代表隨機森林中 nTree 為 60、mtry 為 2 的組別，其他編碼 A1 等所代表參數組合請參閱附錄。在參數設置皆相同

的情況下，以隨機森林模擬出來的結果普遍會優於邏輯斯迴歸，與實際土地利用情形的吻合度較高。以兩種方法的抽樣比例 10%、轉換矩陣 3 號、轉換彈性 0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5 為例，邏輯斯迴歸在三個時段模擬結果的 Kappa 值分別為 0.7383(F1)、0.6395(F2)、0.6331(F3)；而隨機森林分別為 0.7427(F1)、0.6578(F2)、0.6455(F3)。可以認為在土地利用變遷模擬中，隨機森林會比邏輯斯迴歸更能

準確預測土地利用轉變的機率，在精準度上隨機森林更為優秀。

圖 4 邏輯斯迴歸及隨機森林比較圖

比較圖 5 實際土地利用圖和模擬地圖可以發現，在空間分配上最主要的差異來源是其他類型，其次為遊憩類型，推測可能是因為這兩個類型本身所占面積不多且分散在各處，加上這兩類在分類上組成元素較多，造成分配標準偏斜，導致分配上的錯誤。像是遊憩類型包括藝文中心等室內建築或公園綠地，在分類上可能被誤分為森林或都市，推測可能造成如此影響的驅動因子有高程及里人口密度，由於遊憩類型在高程上比較不固定，平地或山坡地都會出現，比較難有一個統一的標準；而里人口密度是因為以里為單位，但遊憩類型的區域在範圍上通常會小於里，導致其被誤判為其他的類型。其他類型包括了草地、溼地、裸露地或軍事用地等，可能被分類到農田或都市，推測可能造成如此影響的驅動因子為與道路距離，當空地被道路切割成一塊塊地散佈在區域中，可能會導致轉換時自動被歸類成附近的都市或農田類型。

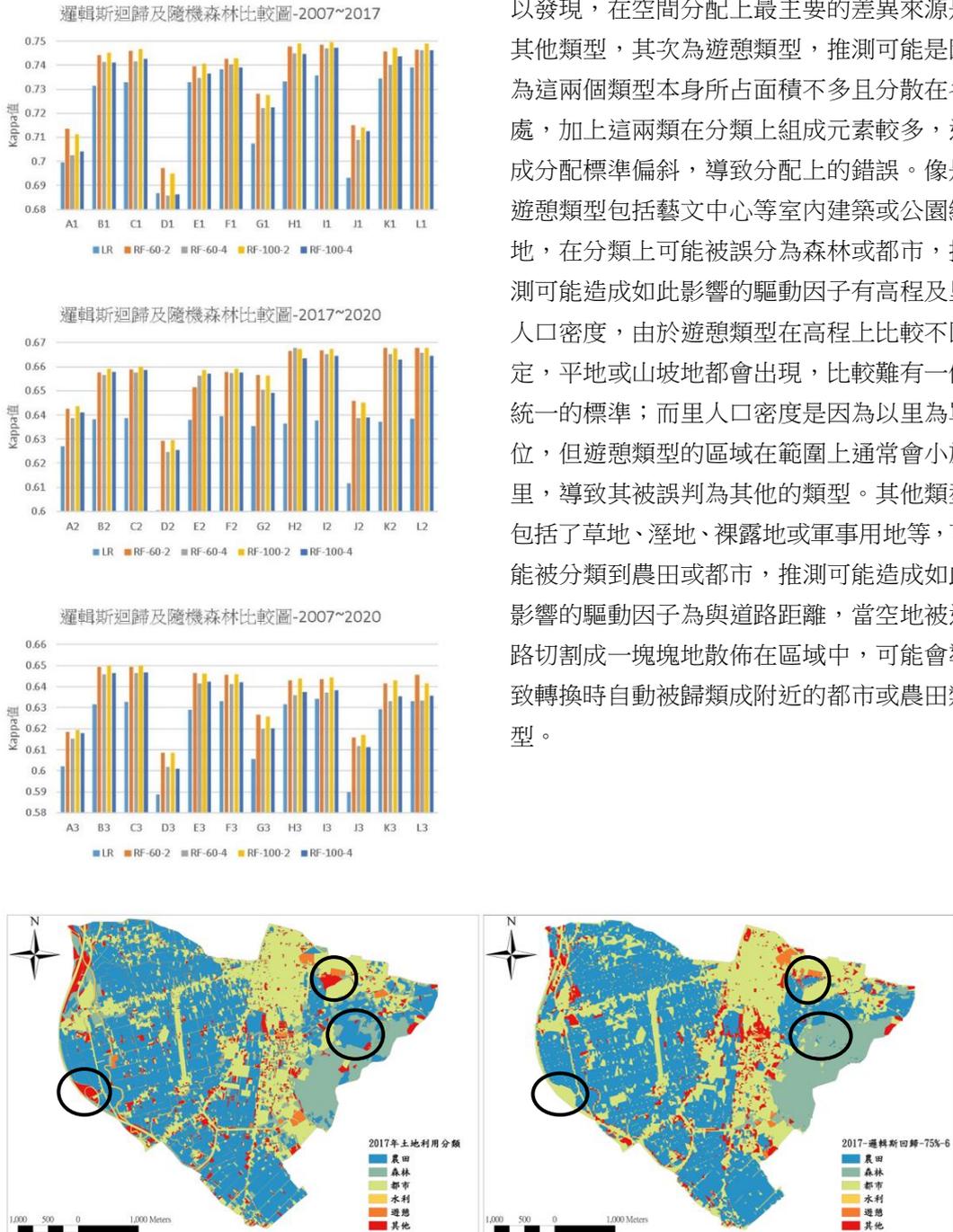


圖 5 2017 年實際與模擬土地利用比較圖(邏輯斯迴歸-2007~2017)

在不同抽樣比例模擬結果之比較中，邏輯斯迴歸在 75%、隨機森林在 25% 有較佳結果，可以發現抽樣比例還是盡量越高越好，與王馨儀(2023)研究結果接近，若是比例太低容易出現樣本與母體比例不一的問題導致結果失真。

4. 參數敏感度分析

為了進行參數敏感度分析，本研究使用邏輯斯迴歸、隨機森林兩種方法模擬結果的 Kappa 值來繪製盒形圖，如圖 6、圖 7 所示。

同一個盒子的數據表示除了該圖分析的參數外，其餘參數皆設置相同，且圖中的盒子按照三個時段的順序進行排列，前段為 2007 年~2017 年；中段為 2017 年~2020 年；後段為 2007 年~2020 年。

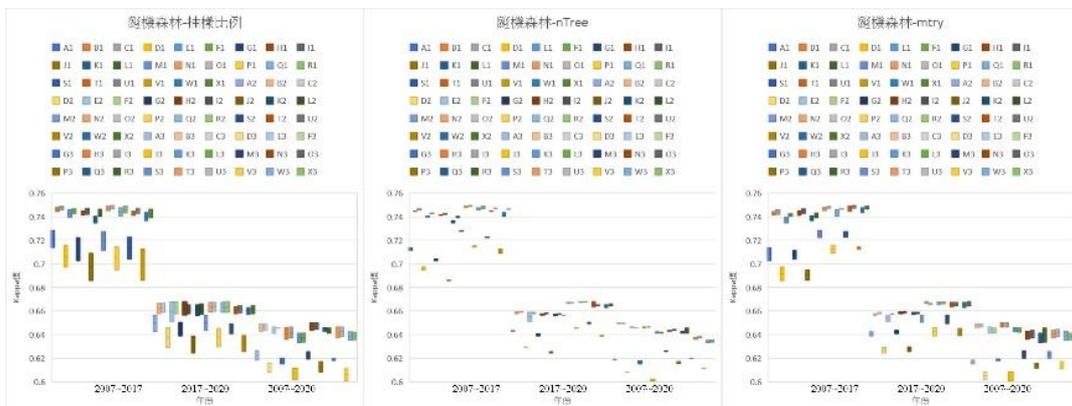
圖 6 顯示以邏輯斯迴歸進行模擬的結果，從盒形圖的長度可以看出轉換矩陣和轉換彈性對結果的影響較大，抽樣比例除了少數極端值之外，其他則是影響較小，因此可以認為轉換矩陣和轉換彈性是以邏輯斯迴歸進行演算的 CLUE-s 模型中較為重要的參數。



圖 6 參數敏感度分析盒形圖(邏輯斯迴歸)

圖 7 顯示以隨機森林進行模擬的結果，從盒形圖的長度可以看出轉換矩陣影響的範圍最大，其次為抽樣比例、mtry 和轉換彈性，

而 nTree 的影響則沒有這麼顯著，因此可以認為以隨機森林進行演算的 CLUE-s 模型中，轉換矩陣是最為重要的參數，抽樣比例、轉換彈性、mtry 次之。



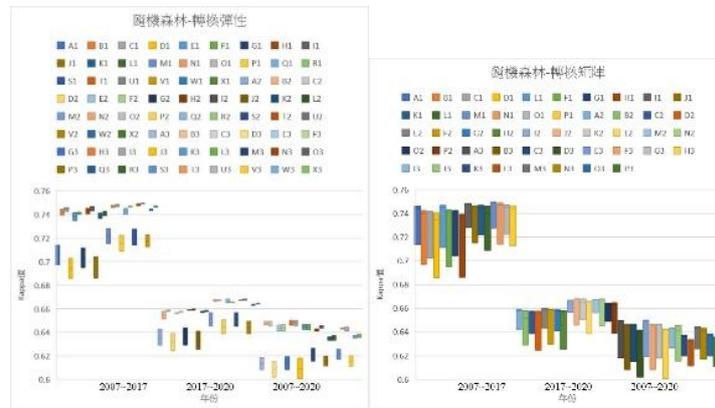


圖 7 參數敏感度分析盒形圖(隨機森林)

結論與建議

本文使用邏輯斯迴歸和隨機森林結合 CLUE-s 模式進行土地利用變遷模擬，並各自選取參數進行參數敏感性分析。綜合參數敏感度分析的結果來看，以邏輯斯迴歸進行模擬時，轉換矩陣和轉換彈性是影響較大的參數；以隨機森林進行模擬時，轉換矩陣是影響最大的參數，抽樣比例、mtry、轉換彈性次之。

而驅動因子的部分，針對其對土地利用的影響力進行探討，在自然環境驅動因子中，高程和坡度是最具影響力的因子，主要是地理條件的部分；社會經濟驅動因子中，與主要道路距離是最具影響力的因子，可以發現交通的可及性也是決定土地利用變遷的關鍵。

本研究所使用的是內政部國土測繪中心的土地利用資料，是依照原本的分類進行合併，或許未來在分類方式上可以有所改變，針對現有的資料進行更詳細地重新分類，或加上衛星影像的影像判釋等。此外，根據王馨儀(2023)的研究，在隨機森林的演算上有另一種函數「ranger」，以研究中的使用情況來

看，ranger 在運算上會比 randomForestModels 更加快速，或許能降低電腦在運算時的負擔，進而增加數據在抽樣時的比例，使研究能得到更佳成果。在二元分類演算法上也可以嘗試結合其他方法，如 XGBoost、神經網絡等。然由本研究分析結果可知不同演算法中影響較大的參數並非固定不變，因此在結合其他演算法時需注意所採參數的敏感度。

此外，本研究使用 2007 年~2017 年、2017 年~2020 年及 2007 年~2020 年三個時段來進行土地利用變遷的模擬，2007 年~2020 年這組是使用 2007 年的土地利用資料直接模擬到 2020 年，未來可以嘗試將 2007 年~2017 年和 2017 年~2020 年兩組結合，使用兩個階段的土地利用資料模擬 2020 年土地利用變遷，藉此探討驅動因子重要性隨時段變化的情形，並提高模擬的準確度。

參考文獻

1. 王彥覃(2008)，「應用自上而下與自下而上土地利用及降雨-逕流模式模擬土地利用變遷與水文學-以寶橋集水區為例」，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所學位論文。

2. 王馨儀(2023), 「抽樣方式及抽樣方法對於土地利用變遷模式之影響-以桃園地區為例」, 國立臺灣大學共同教育中心統計碩士學位學程學位論文。
3. 吳幸娟(2014), 「應用土地利用變遷模式與水文模式分析氣候變遷下水文通量之變化」, 國立中央大學土木工程學研究所學位論文。
4. 吳振發、林裕彬(2006), 「汐止市土地利用時空間變遷模式」, 都市與計劃, 33(3) : 231-259。
5. 吳振發(2011), 「臺灣鄉村景觀變遷模擬之 CLUE-s 模式最佳參數試驗」, 地理學報, 62 : 103-125。
6. 陳柏宇(2024), 「土地利用變遷之驅動因子探討及參數敏感度分析」, 國立中興大學水土保持學系碩士論文。
7. 陳虹螢(2010), 「整合土地利用與水文模式於集水區規劃管理之研究-以台北都會區為例」, 國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所學位論文。
8. 陳珮琦(2017), 「氣候變遷與土地利用變遷對水文服務的影響-以大屯溪流域為例」, 國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所學位論文。
9. 張文豪(2018), 「以系統性保育規劃法評估氣候變遷對生態系服務的影響-以陳有蘭溪流域為例」, 國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所學位論文。
10. 黃瓊萱(2019), 「農地保護之土地變遷與生態系統服務效益評估-以彰化縣為例」, 國立中興大學園藝學研究所學位論文。
11. 楊凱傑(2017), 「宜蘭縣農地變遷預測之研究」, 逢甲大學都市計畫與空間資訊學研究所學位論文。
12. 蘇宜芬、張祐瑄、李孟峰、黃鈺茜(2016), 「國小二至六年級朗讀流暢度篩檢準確度及切截點分析」, 教育科學研究期刊, 61(4) : 33-57。
13. Abdullah, A. Y. M., Masrur, A., Adnan, M. S. G., Baky, M. A. A., Hassan, Q. K., & Dewan, A. (2019). Spatio-temporal patterns of land use/land cover change in the heterogeneous coastal region of Bangladesh between 1990 and 2017. *Remote Sensing*, 11(7), 790.
14. Ahmed, S. J., Bramley, G., & Verburg, P. H. (2014). Key Driving factors influencing urban growth: Spatial-statistical modelling with Clue-s. *Dhaka megacity: Geospatial perspectives on urbanisation, environment and health*, 123-145.
15. Anselin, L. (2013). *Spatial econometrics: methods and models* (Vol. 4). Springer Science & Business Media.
16. Briassoulis, H. (2020). *Analysis of land use change: theoretical and modeling approaches*.
17. Christopher Frey, H., & Patil, S. R. (2002). Identification and review of sensitivity analysis methods. *Risk analysis*, 22(3), 553-578.
18. Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and*

- psychological measurement, 20(1), 37-46.
19. Feng, Y., Liu, Y., & Batty, M. (2016). Modeling urban growth with GIS based cellular automata and least squares SVM rules: a case study in Qingpu–Songjiang area of Shanghai, China. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 30, 1387-1400.
 20. Fischer, M. M., & Nijkamp, P. (Eds.). (2014). *Handbook of regional science* (Vol. 3). Heidelberg: Springer.
 21. Fotheringham, A. S., & O'Kelly, M. E. (1989). *Spatial interaction models: formulations and applications* (Vol. 1, p. 989). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
 22. Girma, R., Fürst, C., & Moges, A. (2022). Land use land cover change modeling by integrating artificial neural network with cellular Automata-Markov chain model in Gidabo river basin, main Ethiopian rift. *Environmental Challenges*, 6, 100419.
 23. Jamali, A. (2019). Evaluation and comparison of eight machine learning models in land use/land cover mapping using Landsat 8 OLI: A case study of the northern region of Iran. *SN Applied Sciences*, 1(11), 1448.
 24. Moulds, S. (2022). Package 'lulcc': Land Use Change Modelling in R.
 25. Peng, K., Jiang, W., Deng, Y., Liu, Y., Wu, Z., & Chen, Z. (2020). Simulating wetland changes under different scenarios based on integrating the random forest and CLUE-S models: A case study of Wuhan Urban Agglomeration. *Ecological Indicators*, 117, 106671.
 26. Verburg, P. H., Overmars, K. P., & Witte, N. (2004). Accessibility and land-use patterns at the forest fringe in the northeastern part of the Philippines. *Geographical Journal*, 170(3), 238-255.
 27. Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J., & Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: current practice and research priorities. *GeoJournal*, 61, 309-324.
 28. Verburg, P. H., Soepboer, W., Veldkamp, A., Limpiada, R., Espaldon, V., & Mastura, S. S. (2002). Modeling the spatial dynamics of regional land use: the CLUE-S model. *Environmental management*, 30, 391-405.
 29. Verburg, P. H., Veldkamp, T., Overmars, K., Lesschen, J. P., Kok, K. (2004). *Manual for the CLUE-S model*.

附錄

附表-1 圖 4 直條圖參數標示說明表

		轉換矩陣		
10%		1	2	3
轉換 彈性	0.2,0.3,0.8,1,0.6,0.5	A	C	E
	0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5	B	D	F
	25%	1	2	3
	0.2,0.3,0.8,1,0.6,0.5	G	I	K
	0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5	H	J	L

附表-2 圖 6 盒形圖參數標示說明表

	抽樣比例	轉換矩陣	轉換彈性
A	011	a01	a10
B	012	a02	a20
C	021	b01	a30
D	022	b02	b10
E	031	c01	b20
F	032	c02	b30
G		d01	c10
H		d02	c20
I		e01	c30
J		e02	d10
K			d20
L			d30
M			e10
N			e20
O			e30

- 編碼依照抽樣比例、轉換矩陣、轉換彈性之順序，分析之參數編碼以0表示。如「012」代表轉換矩陣為1、轉換彈性為2之不同抽樣比例之分析結果。
- 抽樣比例為a:10%；b:25%；c:60%；d:75%；e:90%。
- 轉換矩陣為1:表1；2:表2；3:表3。
- 轉換彈性為1:0.2,0.3,0.8,1,0.6,0.5；2:0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5。

附表- 3 圖 7盒形圖參數標示說明表

	抽樣比例	nTree	mtry	轉換矩陣	轉換彈性
A	01111	a0111	a1011	a1101	a1110
B	01112	a0112	a1012	a1102	a1120
C	01121	a0121	a1021	a1201	a1130
D	01122	a0122	a1022	a1202	a1210
E	01131	a0131	a1031	a2101	a1220
F	01132	a0132	a1032	a2102	a1230
G	01211	a0211	a2011	a2201	a2110
H	01212	a0212	a2012	a2202	a2120
I	01221	a0221	a2021	b1101	a2130
J	01222	a0222	a2022	b1102	a2210
K	01231	a0231	a2031	b1201	a2220
L	01232	a0232	a2032	b1202	a2230
M	02111	b0111	b1011	b2101	b1110
N	02112	b0112	b1012	b2102	b1120
O	02121	b0121	b1021	b2201	b1130
P	02122	b0122	b1022	b2202	b1210
Q	02131	b0131	b1031		b1220
R	02132	b0132	b1032		b1230
S	02211	b0211	b2011		b2110
T	02212	b0212	b2012		b2120
U	02221	b0221	b2021		b2130
V	02222	b0222	b2022		b2210
W	02231	b0231	b2031		b2220
X	02232	b0232	b2032		b2230

- 編碼依照抽樣比例、nTree、mtry、轉換矩陣、轉換彈性之順序，分析之參數編碼以0表示。如「01231」代表nTree為1、mtry為2、轉換矩陣為3、轉換彈性為1之不同抽樣比例之分析結果。
- 抽樣比例為a:10%；b:25%。
- nTree為1:60；2:100。
- mtry為1:2；2:4。
- 轉換矩陣為1:表1；2:表2；3:表3。
- 轉換彈性為1:0.2,0.3,0.8,1,0.6,0.5；2:0.2,0.7,0.6,0.8,0.3,0.5。

水土保持學報54(2) : 3321 - 3336 (2024)

Journal of Soil and Water Conservation54(2) : 3321 - 3336 (2024)

113 年 10 月 17 日收稿

114 年 1 月 2 日修改

114 年 1 月 15 日接受