

國立臺灣師範大學文學院地理學系

碩士論文

Department of Geography

College of Liberal Arts

National Taiwan Normal University

Master's Thesis

以類別資料進行土地覆蓋時空變化熱點偵測

Using Categorical Data to Detect the Spatial Temporal Hot Spot
of Land Cover Change

陳翔竣

Chen, Hsiang-Chun

指導教授：張國楨

Advisor : Chang, Kuo-Chen, Ph.D.

中華民國 112 年 5 月

May 2023

謝辭

首先我要感謝我的父母對我在求學過程中不遺餘力的支持，讓我能全心投入研究所階段的課業及任務，並且適時地給予我重要的建議和鼓勵，直到我完成本論文。同時，我要感謝湘衡和佩歆，他們兩位總能在我陷入低潮時讓我重新振作，並持續給我奮鬥的動力。

我要特別感謝國楨老師，因為在大學階段修過許多老師開設的空間資訊相關必修與選修課程，讓我對這個領域逐漸產生興趣，同時也建立了紮實的基礎知識與技術，並投入越來越多的時間與精力。而在碩士班階段，國楨老師包容我不斷嘗試不同的論文題目，且每次都會耐心的與我討論每個題目的可行性，讓我能在此花費將近一年的時間學找方向後，確立研究方向並完成本論文。從初識到臨近畢業，國楨老師廣博的專業知識與耐心又認真的教學態度讓我由衷地感到敬佩，並以此為自己追尋的典範。我也要感謝中興工程顧問社陳俊愷博士與農業工程研究中心譚智宏主任百忙之中撥冗擔任本研究之口試委員，兩位委員提供本研究許多重要的回饋與建議，使本篇論文得以完成。

另外，我要感謝詠名學長與頌評，他們兩位在我攻讀碩士階段都提供了我許多學術研究範圍內外的寶貴建議，並在無數個夜晚傾聽我對於研究與生活上的大小麻煩。在這三年期間，我們都成長了許多。感謝人頤和恆瑜，從大學時期開始我們就經常討論與空間資訊知識和技術相關的話題，因此我能在學習基礎知識的過程中逐漸累積對這個領域的成就感與興趣。感謝秉昇老師在擔任空間資訊學程召集人的期間，提供我擔任學程助理的工作機會，讓我累積學程事務的相關實務經驗。

除了上述的人之外，需要感謝的人和事還有太多，但因為篇幅有限，所以我無法在以下一一列舉，但我仍然要向其他人致上最誠摯的感謝，謝謝你們，因為有你們的參與和協助，我才能順利的完成碩士階段的考驗，並向人生的下一階段邁進。

國立臺灣師範大學地理研究所碩士論文摘要

研究所別：地理學系碩士班

論文名稱：以類別資料進行土地覆蓋時空變化熱點偵測

指導教授：張國楨

研究生：陳翔竣

論文內容：共一冊，文約兩萬字，分六章十一節，以五百字摘要扼要說明。

摘要

隨著科技發展，如今人類能輕易改變地球上大部分地區之自然環境，以符合自身使用需求，但若僅專注於經濟發展而忽略環境保育，將會對全球的氣候條件和生態結構造成無法回復的破壞。為避免發生這樣的悲劇，政府與非政府的相關機構需要能有效監測土地利用和土地覆蓋變化，以達到有效的資源管理，並規劃或調適土地利用計畫。遙測資料是目前取得大量土地利用和土地覆蓋資料最快的方法，在多樣的遙測資料中，衛星影像因其時間解析度高與取得成本低的優勢，常被研究者用做土地覆蓋變化研究之資料來源。而在常見以衛星影像討論土地覆蓋變化的方法中，classification-based approach 因能完整討論類別間變化關係，故為多數研究者採用之研究方法。然而，前人研究在以土地覆蓋類別資料討論土地覆蓋變化時，通常只比較時間序列中兩個相異時間點的土地覆蓋在數量上與空間位置上的差異，但這種方式無法完整利用多時期土地覆蓋資料中的時間序列特性。因此，本研究結合 LICD 與 Mann-Kendall trend test，提出適用於類別資料的時空變化熱點偵測演算法，並以此演算法分析台灣宜蘭縣蘇澳鎮新馬都市計畫區 2006 年至 2016 年間的土地覆蓋變化。研究結果顯示，本研究提出的演算法能呈現出多時期土地覆蓋資料中，相異土地覆蓋類別的時空變化樣態，而此分析結果能在相關政府單位或學者進行資源管理或規劃土地利用計畫時，提供其有用的決策輔助資訊。

關鍵字：土地利用/土地覆蓋，類別空間資料，空間統計，Local indicator for categorical data (LICD)，Mann-Kendall trend test，多時期，變化偵測

Abstract

With the development of science and technology, people can easily change the natural environment of most parts of the earth to what we want. However, if we blindly pursue economic development and ignore environmental protection, it will cause serious damage to the global climatic conditions and ecological structure. To avoid such tragedies, relevant government and non-government agencies need to be able to effectively monitor land use and land cover changes. In order to achieve effective resource management and plan or adapt land use plans. Remote sensing data is currently the fastest method to obtain a large amount of land use and land cover data. Among the various remote sensing data, satellite images are often used by researchers to derive land cover data and doing change detection due to their advantages of high time resolution and low cost. source. And among the common methods for discussing land cover change with satellite images, the classification-based approach is the method most used by researchers because it can fully discuss the relationship between categories. Previous studies are mostly only comparing the differences in land cover maps between two time periods when discussing land cover change. However, this method does not fully utilize the time series characteristics of multi-period land cover data. Therefore, this study attempts to combine the LICD and the Mann-Kendall trend test to propose a hot spot analysis algorithm for spatial and temporal changes suitable for categorical data. And this algorithm is used to analyze the land cover changes in the Xincheng and Marseille areas, Suao Town, Yilan County from 2006 to 2016. The research results show that this algorithm can present the temporal and spatial aggregation trends of various categories from the multi-period land cover category data. The results of such analysis can assist urban planners and relevant government agencies with useful information in planning.

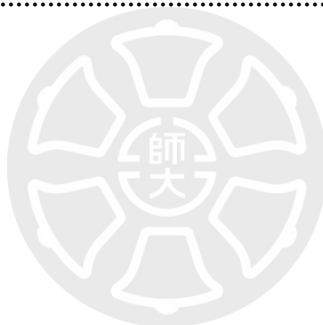
Key words: Land use/ Land cover, Categorical spatial data, Spatial statistics, Local indicator for categorical data (LICD), Mann-Kendall trend test, Multitemporal, Change detection

目次

一、	緒論	1
第一節	研究動機與目的	1
第二節	研究區域與研究限制	2
二、	文獻回顧	5
第一節	土地覆蓋變遷監測	5
第二節	影像分類	8
第三節	多時期土地覆蓋變化趨勢分析	11
第四節	小結	18
三、	研究方法	20
第一節	研究設計圖	20
第二節	研究資料	21
第三節	研究設計	21
四、	結果與討論	28
第一節	土地覆蓋變化	28
第二節	Emerging cluster analysis	29
五、	結論與建議	36
參考文獻		38
中文文獻		38
英文文獻		38
附錄	45	
附錄一	2006 年至 2016 年逐年變遷矩陣	45
附錄二	2006 年至 2016 年研究區土地覆蓋圖	48
附錄三	Composition 與 Configuration 經 Mann-Kendall Trend Test 分析之結果	51

表次

表格 1 福衛二號基本資訊.....	21
表格 2 土地覆蓋類別定義.....	22
表格 3 2006-2016 土地覆蓋變遷矩陣	28
表格 4 Composition 與 Configuration 的五種組合	29
表格 5 2006-2007 變遷矩陣	45
表格 6 2007-2008 變遷矩陣	45
表格 7 2008-2009 變遷矩陣	45
表格 8 2009-2010 變遷矩陣	45
表格 9 2010-2011 變遷矩陣	46
表格 10 2011-2012 變遷矩陣	46
表格 11 2012-2013 變遷矩陣	46
表格 12 2013-2014 變遷矩陣	46
表格 13 2014-2015 變遷矩陣	46
表格 14 2015-2016 變遷矩陣	47



圖次

附圖 1 宜蘭縣蘇澳鎮.....	3
附圖 2 宜蘭縣蘇澳鎮新馬地區.....	3
附圖 3 研究設計圖.....	20
附圖 4 2006-2016 土地覆蓋比例圖	28
附圖 5 植被在各位置上所佔的時間比例.....	31
附圖 6 建成地在各位置上所佔的時間比例.....	31
附圖 7 裸露地在各位置上所佔的時間比例.....	32
附圖 8 土地覆蓋時空變化樣態示意圖.....	33
附圖 9 2016 年土地覆蓋為建成地的區域的時空變遷樣態分布圖.....	35
附圖 10 2006 年土地覆蓋圖.....	48
附圖 11 2007 年土地覆蓋圖.....	48
附圖 12 2008 年土地覆蓋圖.....	48
附圖 13 2009 年土地覆蓋圖.....	48
附圖 15 2011 年土地覆蓋圖.....	49
附圖 14 2010 年土地覆蓋圖.....	49
附圖 16 2012 年土地覆蓋圖.....	49
附圖 17 2013 年土地覆蓋圖.....	49
附圖 19 2015 年土地覆蓋圖.....	50
附圖 20 2016 年土地覆蓋圖.....	50
附圖 18 20014 年土地覆蓋圖.....	50
附圖 21 Composition 之 Mann-Kendall Trend Test 結果	51
附圖 22 Configuration 之 Mann-Kendall Trend Test 結果.....	51

一、緒論

第一節 研究動機與目的

隨著人口成長與科技的發展，人類活動也已經將許多地方從原始自然環境變成適合人類居住的區域。然而，有許多地區的發展都是優先考量經濟利益，而忽略了開發行為可能對環境造成的破壞。由於土地利用和土地覆蓋的改變，會對區域乃至全球性的氣候條件和生態結構產生影響，因此相關政府單位迫切需要能即時掌握土地利用與土地覆蓋狀態的方法，以提高土地利用與土地覆蓋變化監測的精確度與即時性，達到有效的資源管理，並制定合適的土地利用計畫(Anderson, 1976; Wang, Shi, Atkinson, & Li, 2015)。

因遙測技術的進步，遙測資料的質與量迅速成長。現今的衛星影像具有時間序列長、範圍廣、空間解析度高等特性，廣泛的研究和開發活動顯示出衛星影像應用在環境、經濟、和社會等領域研究議題上的潛力(Lewis et al., 2015)。如今研究者能透過免費或與以往相比之較低成本，自許多平台上取得大量衛星影像以及其相關增值應用產品。諸如在 Google Earth Engine 和 Microsoft Planetary Computer 上，皆有多個時間和空間解析度的多光譜衛星影像、氣象衛星影像、數值地形高程資料、土地覆蓋資料等，可供使用者下載，這類便利服務極大程度上加速了遙測領域之相關研究及其應用價值。

上述衛星影像的易取得性及時間、空間解析度等特性，使其成為目前快速取得大量空間資訊資料的首選方式。許多研究者在進行土地利用及土地覆蓋變遷監測時，會將衛星影像作為首要的研究資料來源(Anderson, 1976)。然而，受到商用資源調查衛星影像的空間解析度的限制，一般較難直接從衛星影像中分辨出土地利用類別，因此研究者多是以土地覆蓋進行探討。而過去以遙測影像探討多時期土地覆蓋變化趨勢的研究中，多數研究者是採用基於場景(scene-based)方式，從

多時期遙測影像中獲取相對應時間的土地覆蓋類別資料，依序比較時間序列中前後兩時期的土地覆蓋資料變化，並描述出現在研究區內的多時期土地覆蓋變化趨勢，以及其發生的大概位置(Schlagel & Newton, 1996)。此方法不僅無法完整利用多時期土地覆蓋資料之時間序列特性，亦無法以客觀方式呈現出需要特別關注的地區(Harris et al., 2017)。

基於上述土地覆蓋變化研究所面對的問題，本研究建立以下研究目的：

(1)了解土地覆蓋類別資料應用於時空分析時所面臨的問題

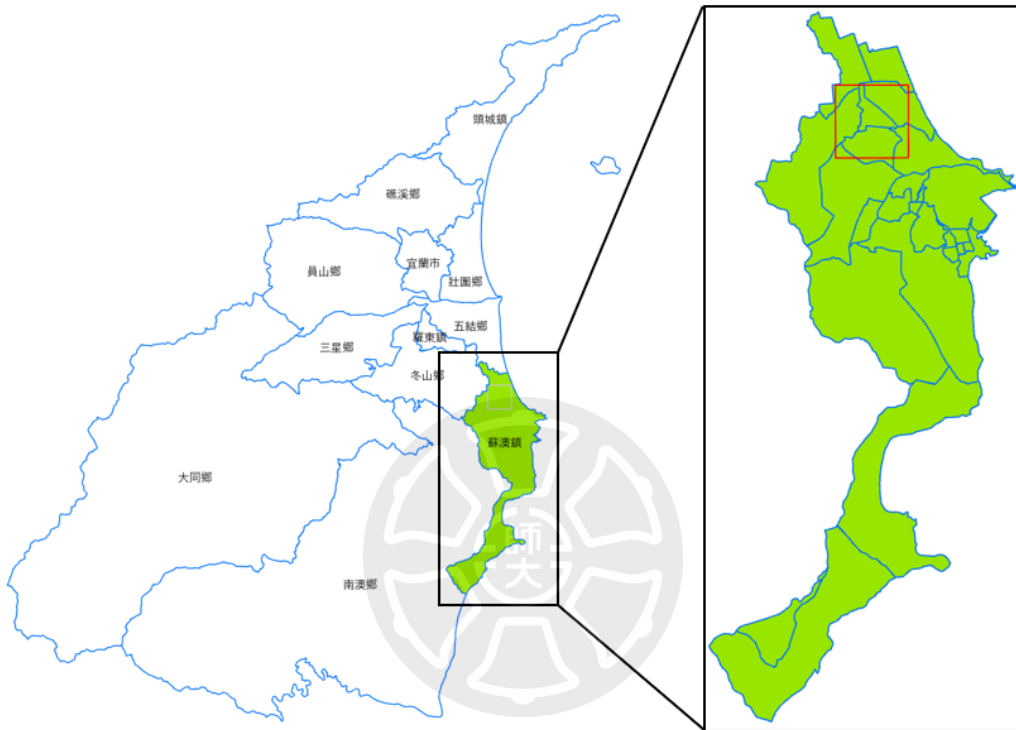
(2)建立適合用於土地覆蓋類別資料之時空變化趨勢分析演算法

第二節 研究區域與研究限制

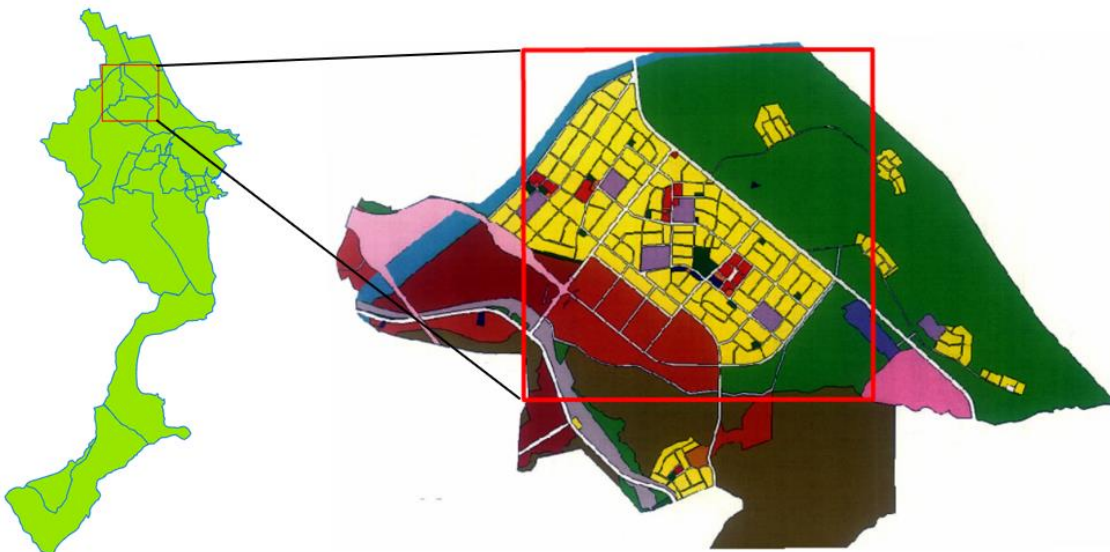
根據蘇澳都市計畫書(1974)，宜蘭縣政府於民國 62 年呈請省政府將新城、馬賽地區(新馬地區)擬編為工業用地，並於奉准後將新馬地區依都市計畫法辦理禁建，以配合蘇澳港之發展。新馬地區(圖 1、圖 2)的都市計畫制定方向是以工業為主，住宅為輔，並誘導產業與人口集中發展。在工業區規劃方面，新馬地區的工業區應配合自然資源、交通區位、以及鄰近鄉鎮的都市計畫等條件，集中在新城社區禁山林地區發展；在住宅方面，應依現有聚落位置，重新規劃鄰里單位分布，並在現有聚落的適中地設置社區中心，在周圍地區設置公共服務機構，以達到產業與人口集中發展的目標。

於 2006 年北宜高速公路全線通車後，臺北市、新北市與宜蘭縣之間的交通條件有所改善，大量觀光客經由北宜高速公路湧入宜蘭，加之 2000 年的農地改革開放政策，蘭陽平原的地景於 2006 年後開始發生劇烈的變化。根據宜蘭縣政府統計，從 2006 年至 2016 年，蘭陽平原上的農舍數量增長超過兩倍。而新馬地區作為北宜高速公路的終點，也備受影響。許瑛卉等人(2007)以問卷方式調查蘇澳鎮居民對北宜高速公路通車後觀光衝擊的認知，發現新馬地區的居民普遍都有感受到觀光人潮帶來的變化。

由於本研究以類別資料探討多時期土地覆蓋變化趨勢，需以一持續發生土地覆蓋變化之區域作為研究區。而深受北宜高速高路通車與農地改革開放政策影響的新馬地區十分符合此所需，因此本研究選擇以新馬地區作為研究區域。另外，由於新馬地區內部分區域是禁建的山林地區、軍事限建區，亦或是在北宜高速公路通車前已建成的工業區，因此本研究將這類區域視為非討論區。



附圖1 宜蘭縣蘇澳鎮



附圖2 宜蘭縣蘇澳鎮新馬地區

另外，因研究區位於副熱帶季風氣候區，5、6月為梅雨季，7、8月容易因颱風帶來豪雨，9月到11月受東北季風與颱風雙重影響，暴雨頻仍，12月到4月則有東北季風帶來綿綿細雨，終年高溫且沒有明顯乾季(交通部中央氣象局，2022)。此氣候條件導致衛星在此區域取像時，容易受天氣因素影響，影像中多處區域被雲霧遮擋，進而影響使用者進行土地覆蓋類別辨識。因此，本研究在每年都至少需要有一張影像可以使用的前提下，無法取得2006年至2016年間，每個年度中相同季節時間的影像。而這個結果會導致在辨識研究區中規劃為農業用地區域的土地覆蓋類別時，因休耕與否出現隨機性的差異。



二、 文獻回顧

由於本研究欲從多時期衛星影像獲取土地覆蓋資料，並用其進行時空變遷趨勢分析，以探討土地覆蓋變化趨勢。因此，於第一節針對土地利用與土地覆蓋的定義、監測土地利用和土地覆蓋變化對人類發展的重要性、以及應用衛星影像監測土地覆蓋變化中常見的幾種方法進行回顧。由於本研究欲以多時期衛星影像資料最為獲取土地覆蓋類別的資料來源，因此於第二節，本研究回顧常用於遙測影像分類的數種分法，並從中挑選適用於本研究之分類方法。為克服前人研究方法無法完整地利用多時期土地覆蓋資料的時間序列特性之問題，於第三節，本研究回顧適用於類別資料之空間自相關評估方法，以及適用於土地覆蓋變化之時間序列資料趨勢分析方法，嘗試建立適用於土地覆蓋時空變遷熱點偵測演算法，最後於第四節針對文獻回顧章節進行小結。

第一節 土地覆蓋變遷監測

土地利用和土地覆蓋是人類活動與一個區域的自然環境交互作用後產生的結果，土地利用是指人類活動對一個地方的使用方式，常用於描述其功能性，諸如住宅區、商業區、農業區等；土地覆蓋則用以描述一個地方的地表物理特徵，如植被、水體、建物等(Rawat & Kumar, 2015)。隨著人類因對基本生存條件及社會福利之需求增加，人類活動已改變大面積的土地利用與土地覆蓋(Anderson, 1976)。其中，大部分的開發活動皆以技術發展與人口成長為驅動力，其形成之土地利用與土地覆蓋樣態多較為破碎且未經完整規劃，因此容易導致該區域之自然環境受到難以逆轉之破壞(Yang, 2002)。而根據 Riebsame 等人(1994)，區域性之土地利用及土地覆蓋改變，有對全球生態結構及氣候狀況造成影響之可能性。因此於規劃土地利用計畫時，理應慎重考慮開發行為潛在帶來之環境改變。

而為降低發展經濟時對自然環境產生大幅度破壞，Mcharg(1969)認為於規劃土地利用計畫時，應包含 measurement、mapping、monitoring、modeling 四個部分。Measurement 為觀測目標區域之環境特徵；mapping 指將環境特徵轉化為具備特定

意義之空間資料，如地質圖、土壤圖、土地利用圖等；monitoring 為透過不同時期之空間資料，觀察目標區域內各項特徵的狀態變化，並從中歸納出不同項特徵可能影響目標區域狀態之機制；modeling 則為依歸納出之規則，模擬相異特徵條件會使目標區域產生各類結果之可能性。其中，研究者若要以 modeling 方式找出最佳化土地利用方案，需先透過 monitoring 了解目標區域之環境變化機制。在現今社會，人為改變土地利用與土地覆蓋所需之時間逐漸縮短，資源管理者更迫切需要高效地監測土地利用與土地覆蓋變化趨勢，以提高資源管理的效率，並適時調整區域發展計畫(Green, Kempka, & Lackey, 1994)。除規劃土地利用計畫外，監測土地利用和土地覆蓋變化趨勢，對環境保育之政策制訂和執行效果檢核乃十分重要的一環(Amini Parsa, Yavari, & Nejadi, 2016; Araújo, 2002; Feddema et al., 2005)。

傳統針對監測土地利用與土地覆蓋，多透過現地實察記錄土地利用或土地覆蓋狀況。現地實察雖能提供使用者較詳細的土地利用資訊，但人工調查方式較為耗時，隨著土地利用和土地覆蓋改變面積逐漸擴大，且變更速度加快，已逐漸無法滿足相關政府單位對資料即時性之需求(Yang, 2002)。除此之外，現地實察記錄之資料還存在因個別調查而僅針對特定土地利用或土地覆蓋類別進行記錄之限制，導致其資料無法應用於後續其他研究中(Anderson, 1976)。隨著遙測技術發展，研究者嘗試透過遙測影像獲取土地利用與土地覆蓋資料，如 Marschner(1967)以 1:1,000,000 之鑲嵌航照影像，製作出 1:5,000,000 美國土地利用圖；Norman 等人(1970)利用衛星影像獲取美國西南部土地利用圖。根據 Anderson 等人(1976)，遙測影像為透過接收地表反射之電磁波成像，記錄取像時地表中自然及人造特徵，研究者於詮釋遙測影像時，僅能透過樣態、質地、形狀等因子解釋影像中之土地覆蓋，若需要進一步分析土地利用，則需配合其他輔助資料。而根據 Riebsame(1994)，土地利用方式改變未必會對生態環境產生影響，但若土地利用改變造成土地覆蓋類別改變，則可能影響區域乃至全球性的生態結構及氣候狀況。但因現今土地利用資料取得大部分仍依重現地實查，再加上遙測影像的取得成本逐漸降低、資料品質穩定與時間解析度高等優點，吸引越來越多研究者以遙測影像作為獲取土地覆蓋資料的資料來源(Civco, Hurd, Arnold, & Prisloe, 2000)。

數種遙測資料中，由於衛星影像之取向範圍較廣，取得成本較低，因此有越來越多學者於監測土地覆蓋變化時，選擇使用衛星影像取得土地覆蓋資料，再以其分析變化趨勢(Liu, Bruzzone, Bovolo, Zanetti, & Du, 2015; Sadeghi, Farnood Ahmadi, & Ebadi, 2016; Yang, 2002; Yuan, Sawaya, Loeffelholz, & Bauer, 2005)。而常見以衛星影像進行土地覆蓋變化研究之方法包含 algebra based approach、transform based approach、classification based approach 等方法(Asokan & Anitha, 2019)。

Liu 等人(2015)採用 algebra based approach，比較前後兩期高光譜影像每個像素光譜值之差異，再依設定之門檻值將土地覆蓋類別可能產生變化的像素分為多個集群，並輸出變遷地圖(Change Detection Map)。其研究結果顯示，此方法可在無真實土地覆蓋資料的情況下，透過計算光譜值之差異程度，從多時期的多光譜或高光譜影像間，呈現出土地覆蓋可能發生變化之區域。惟因 algebra based approach 於分析過程中，並未考慮到土地覆蓋所屬之類別，故此方法無法提供使用者完整的類別變化資訊。Sadeghi 等人(2016)則採用 transform based approach，分析經主成分分析(principal component analysis, PCA)處理後之多時期影像，以偵測土地覆蓋可能發生改變的地方。其研究結果顯示，此方法能有效減少影像中雜訊造成誤判之狀況，並提高分析之準確度。然而，transform based approach 於分析影像中特徵值有差異之處後，若未進一步對其進行土地覆蓋分類，亦會讓使用者無法取得完整的類別變化資訊。

Yang (2002)採用 classification based approach，首先將 1973 年至 1999 年間亞特蘭大地區的 Landsat 衛星影像分為高密度都市區、低密度都市區、無作物農田、有作物農田、森林與水體六種土地覆蓋類別，再以變遷矩陣探討該地區土地覆蓋類別間之變化關係。Yuan 等人(2005)認為，以 classification based approach 探討土地覆蓋變化時，因該方法為直接以土地覆蓋類別進行分析，能較方便地計算類別間變化關係，並明確呈現出發生土地覆蓋類別變化的地區，因此亦採用相同方法分析 1986 年至 2002 年間明尼阿波利斯-聖保羅都會區(Twins Cities)之土地覆蓋變

化。Asokan 等人(2019)認為，以 classification based approach 研究土地覆蓋變化時，影像分類為耗時最長且易影響研究結果之階段。然而，近年來隨著適用於影像分類任務之機器學習方法持續改善，研究者能花費較少時間，從衛星影像中取得高分類準確度的土地覆蓋資料，且由於 classification based approach 為唯一可明確顯示類別間變化關係之方法，因此目前 classification based approach 乃多數研究者於進行土地覆蓋變化研究時，使用頻率最高之方法，而本研究亦選擇透過此方法分析多時期土地覆蓋類別變化趨勢。

第二節 影像分類

影像分類研究長時間備受遙測領域研究者關注，因於環境或社會經濟方面使用遙測資料之加值應用中，影像分類結果會直接影響其研究結果(Asokan & Anitha, 2019; Lu & Weng, 2007)。當遙測影像初次被應用於自然資源及土地覆蓋監測研究時，研究者以主觀視覺判斷遙測影像中各個像素所屬之土地覆蓋類別，並輔以現地考察資料校正(Lo, 1977; Spurr, 1948)。隨著遙測技術和電腦技術發展，可呈現及處理遙測影像之軟體逐漸普及，許多研究者投入遙測影像相關加值應用研究中，而為在保有高分類準確度的前提之下，提高從遙測影像中獲取土地覆蓋資料的效率，部分研究者嘗試以電腦輔助進行影像分類(Lu & Weng, 2007; Phiri & Morgenroth, 2017)。常見以電腦輔助進行影像分類之方式，可依參考資訊所屬的對象分為逐像元式分類(pixel-based classification)與物件式影像分類(object-based classification)兩種(Newman, McLaren, & Wilson, 2011)。

逐像元式分類為將遙測影像中每個像素皆視為一個單元，以電腦輔助計算出輸入影像中所有單元之統計特徵，並依統計特徵賦予每個單元一種土地覆蓋類別，屬於同一種類別之像素彼此之間的統計特徵會較屬於不同類別之像素相似(Newman et al., 2011; Phiri & Morgenroth, 2017)。由於逐像元式分類可增加研究者從遙測影像中獲取土地覆蓋資料之效率，目前已有諸多研究使用此分類方式進行影像分類。如 Petit 等人(2010)採用最大概似法(Maximum Likelihood)，針對 1986 年、1992 年和 1997 年尚比亞東南地區 Spot 衛星影像進行影像分類，將該區域之

土地覆蓋分為植被、農地、水體、蘆葦、沙土或建物等類別，其總體分類準確度為 83%；Luo 等人(2020)採用深度信念網路(Deep Belief Networks, DBF)，嘗試找出 2011 年福建省泉州市德化縣森林地區 HJ-1A 高光譜衛星影像中，針葉林、闊葉林、混合林與非森林地之區域，其總體分類準確度達 87%。前人研究顯示，逐像元式分類可顯著提高使用者從遙測影像中獲取土地覆蓋資料之效率，但遙測影像中所含之雜訊同時亦會使此類型影像分類方式之分類準確度受椒鹽效應(Salt-and-Pepper Effect)影響，導致研究結果出現誤差(Lu & Weng, 2007; Phiri & Morgenroth, 2017)。

物件式影像分類通常分為多尺度分割與物件分類兩部分。多尺度分割為將影像中每個像素都視為一個物件，並於迭代過程中，以自下而上(bottom-up)方式將相鄰且同質的小物件合併為較大的物件(Baatz et al., 2000)。物件分類則為將分割完之物件依光譜值、形狀因子、質地等屬性，區分為設定數量之類別，分類準則由使用者提供之各類別樣本中統計而得。由於物件式影像分類於多尺度分割時，可設定較低之物件合併門檻，盡量避免一個物件中只包含單一個像素之情況發生，故可降低椒鹽效應對分類準確度之負面影響(Kettig & Landgrebe, 1976)。此外，由於物件式影像分類乃以分割後物件作為計算統計特徵之對象，其計算項目包含各波段之平均值、物件中數值之平滑程度、物件形狀等資訊，故相較於逐像元式分類能更完善地利用遙測影像中的資訊(Hussain, Chen, Cheng, Wei, & Stanley, 2013; M. Li, Zang, Zhang, Li, & Wu, 2017; Moskal, Styrer, & Halabisky, 2011)。如 Flanders 等人(2003)使用 eCognition 軟體，嘗試從 2000 年加拿大英屬哥倫比亞省東南部地區 Landsat 7 衛星影像中區分出一般森林區、砍伐區、裸露地、建物、水體等土地覆蓋。其研究結果顯示，因物件式影像分類能將物件大小、物件形狀、物件質地等因素納入分類因子，故相較於逐像元式分類，能更明確地將一般森林區與砍伐區區分，且分類結果中幾乎不受椒鹽效應影響。

物件式影像分類雖能夠有效避免椒鹽效應對分類準確度之負面影響，且利用較多隱藏於遙測影像中之物件資訊，並達到較高的分類準確度，但由於使用者無

論以逐像元式分類或物件式影像分類進行影像分類時，所選擇之參數與分類準則無法重複使用，導致分類結果容易受到使用者的專業知識和操作經驗影響，不同影像之間的分類準確度則會產生落差。目前多層次類神經網路，又稱深度學習，為許多研究者在嘗試建立能重複使用分類參數且具有高分類準確度的分類方法時，較為主流的概念(M. Li et al., 2017; Tsai, Chang, Chen, & Chou, 2019)。深度學習是具多層設計的類神經網路，該網路透過前向傳遞(Forward Propagation)與倒傳遞(Backward Propagation)，不斷學習與修正每個神經元中之參數，且過程中無額外人力介入，並自動從大量的訓練資料中找到具概括化能力的參數組合(LeCun, Bengio, & Hinton, 2015)。在深度學習方法中，多數影像分析方法皆以卷積神經網路(Convolution Neural Networks, CNN)作為基礎，並衍生出適用於不同任務的模型架構(Längkvist, Kiselev, Alirezaie, & Loutfi, 2016; Tsai et al., 2019)。卷積神經網路可分為兩個部分，包含特徵張量萃取與影像辨識。特徵張量萃取乃透過特定大小的滑動視窗(sliding window)，從輸入影像中切出多個部份重疊但不完全相同的子區域，並以單個神經元記錄該子區域之數值與權重矩陣的計算結果，再將計算結果合併為一組特徵張量；特徵張量分類則是將萃取出的特徵張量輸入全鏈接網路(Fully Connected Network, FCN)，並依各個神經元中儲存的權重值與特徵張量之計算結果，判斷輸入影像所屬類別。

在影像分類方面，由於任務目標是將每個像素皆賦予一個類別，因此不僅需分辨輸入影像所屬之類別，亦需標示出該類別於影像中之位置(Ciresan, Giusti, Gambardella, & Schmidhuber, 2012)。Ronneberger 等人(2015)提出 U-Net，對兩組醫學影像中之細胞進行影像分割，其分割結果與真實資料的重疊度(Intersection of Union, IOU)高達 92%與 78%。在遙測影像分類方面，Zhang 等人(2018)結合 U-net 與 ResNet，提出 ResUnet，並以此演算法從遙測影像中萃取道路，其分類準確度將近 92%；Tsai 等人(2019)以此演算法與福爾摩沙衛星二號之衛星影像嘗試建立適用衛星影像之土地覆蓋分類模型，其分類準確度將近 93%。前人研究結果顯示 ResUnet 能同時滿足遙測影像分類中，高分類準確度與可重複使用兩個需求。然而，若要以深度學習方式進行遙測影像分類，需有大量地真資料作為訓練資料集

與驗證資料集。由於本研究無現成之地真資料可進行分析使用，且若以 ResUnet 作為影像分類模型，需產製之土地覆蓋訓練資料可能多於本研究實際所需之資料數量。因此，根據文獻回顧，本研究選擇以物件式影像分類方式，從衛星影像中獲取土地覆蓋資料以進行後續分析。

第三節 多時期土地覆蓋變化趨勢分析

前人研究以 classification-based approach 監測多時期土地覆蓋變化趨勢時，常以時間序列中時間點前後相鄰之資料兩兩配對，並以變遷矩陣依序比較兩個相異時間點之土地覆蓋類別於空間位置與數量上的差異，再以視覺化方式判斷研究區中發生劇烈變化或持續變化之區域(Yang, 2002; Yuan et al., 2005)。然而，以此方式分析多時期土地覆蓋變化趨勢，於空間維度和時間維度方面皆有明顯缺陷。在時間維度方面，僅比較兩個時間點之類別間變化關係，可能誤將原有循環關係之土地覆蓋變化，判斷為單向變化關係(Schlagel & Newton, 1996)；在空間維度方面，以視覺判斷時空變化之樣態，無法明確顯示出研究區中需重點關注之位置(Harris et al., 2017)。基於上述問題，於本節，本研究將分別針對土地覆蓋資料趨勢分析於空間維度與時間維度方面之文獻進行回顧。

(一)空間維度

Nolè 等人(2014)認為，若於評估土地覆蓋變化趨勢時結合空間自相關概念，可於透過空間自相關評估指數提供較明確的空間分布樣態資訊，而比較評估指數之變化能使研究者更清楚地了解空間分布樣態變化之過程。根據 Tobler(1970)提出之地理學第一定理：「任何事物皆與其他事物有所關連，而距離較近的事物會比距離較遠的事物有更強的關聯性」，而空間自相關為描述於空間資料中，一個事物因受鄰近的相似事物影響而出現的程度(Hubert & Golledge, 1981)。空間自相關可依評估對象的尺度分為全域空間自相關和區域空間自相關，全域自相關是將一組空間資料中每一個事物與所有其他事物之間的關聯性皆納入考慮，並計算出一個表示全域空間自相關的數值，區域自相關則是將一組空間資料中每一個事物

與其周遭相鄰事物的關聯性納入考慮，並計算出一組標示區域空間自相關的數值 (Getis, 2010)。

在對類別資料進行全域自相關分析時，join-counts statistics (JCS)(Geary, 1954; Iyer, 1949; Moran, 1948) 被視為一個簡單且穩定的分析方法(Pietrzak 2014; Bivand 2017; Carrer 2020)。假設 B 為目標事件，W 為非目標事件，於一個二元類別(BW) 資料研究區內，JCS 會以下列公式(1)(2)(3)計算 BB、WW、BW 三種類型的鄰居關係。

$$BB = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i x_j \dots (1)$$

$$WW = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (1 - x_i)(1 - x_j) \dots (2)$$

$$BW = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - x_j)^2 \dots (3)$$

w_{ij} 為空間權重矩陣

x_i 、 x_j 若為類別 B 則值為 1，若為類別 W 則值為 0

根據 Cliff 與 Ord(1973, 1981)和 Upton 與 Fingleton(1985)，當資料數量>30，且 B 事件出現的機率 $0.8 \geq p_B \geq 0.2$ 時，BB 和 BW 統計量為漸進常態分布，並可以使用公式(4)的 z 檢定檢驗其是否符合虛無假設。

$$Z(BB) = \frac{(BB - E(BB))}{\sqrt{VAR(BB)}}, Z(BW) = \frac{BW - E(BW)}{\sqrt{VAR(BW)}} \dots (4)$$

若於一組空間資料中，每一個事物於空間位置分布上符合平穩性和結構性設定，則全域空間自相關即可用以描述該組資料中，每一個事物受其周圍事物影響而出現的程度(Fotheringham, 1997; Fotheringham & Brunsdon, 1999)。然而，於一個

數量龐大的空間資料集中，每筆空間資料的值皆與其鄰居的值相關，因此資料集中的資料符合空間位置分布上的平穩性和結構穩定性假設可能性較低(Luc Anselin, 1995; Boots, 2003)。而若僅對土地覆蓋資料進行全域空間自相關分析，亦無法呈現出各類別於空間中出現群聚或離散分布之具體位置。

根據 Li 和 Reynolds(1995; 1993, 1994)以及 Gustafson(1998)，空間類別資料具有兩個基本特徵，分別為 composition 和 configuration。而 Boots(2003)認為，若要評估空間類別資料的區域空間自相關時，composition 之差異會影響評估 configuration 之結果，因此提出 Local Indicator for Categorical Data (LICD)，並以二元的正方形規則網格空間類別資料做為討論對象。當一組空間資料有顯著全域自相關時，即表示該組資料內事件的空間分布狀態不符合平穩性和結構穩定性，若直接對該組資料進行區域空間自相關分析，可能會導致分析結果中出現過多個子區域有顯著區域空間自相關(Ord & Getis, 2001)。為避免分析結果被誤導，LICD 會先以 JCS 對空間類別資料進行全域自相關分析，若該組資料沒有顯著全域自相關，則可以直接進行後續區域自相關分析。若是該組資料有顯著全域自相關，則需先進以下步驟進行區域分割：

- (1) 先將空間類別資料以大小為 m 的正方形滑動視窗切分成多個子區域，且 m 的大小與進行區域自相關分析時所設定的大小相同。將整組空間類別資料視為同一集群，並以二項式分布機率公式(5)計算個子區域內目標事件出現的機率，再將計算出的機率賦值給該子區域的中心網格。

$$\Pr(X = x) = \binom{r}{x} p_B^x (1 - p_B)^{r-x} \dots (5)$$

r 為子區域中網格總數

p_B 為集群中 B 事件發生的機率

x 為子區域中 B 事件的網格數

- (2) 將顯著水準設為 q ，並依步驟(1)計算出的機率將所有網格分成以下三個類別：目標事件出現機率 $\geq q$ ，目標事件出現機率 $\leq (1-q)$ ，目標事件出現機率 $\leq q$ 且 $\geq (1-q)$ ，然後將所有相鄰且屬於步驟相同類別的網格合併成多個集群。
- (3) 將條件設為資料中目標事件和非目標事件的數量與研究資料相同，且資料的空間分布符合隨機分布，然後進行多次模擬。分別將模擬出的資料中相鄰的目標事件與非目標事件合併成多個集群，並以列舉方式計算各種集群大小出現的機率。
- (4) 將顯著水準設為 Q ，分別檢驗步驟(2)中，目標事件出現機率 $\geq q$ 與目標事件出現機率 $\leq (1-q)$ 兩種類別內，各種大小的集群與在步驟(3)中出現的機率。若一集群在步驟(3)中出現的機率 $\leq Q$ ，則將該集群與其他資料分割，若一集群在步驟(3)中出現的機率 $\geq Q$ ，則將該集群重新分為步驟(2)中目標事件出現機率 $\leq q$ 且 $\geq (1-q)$ 的類別。
- (5) 檢驗完所有集群後，先將所有屬於步驟(2)中目標事件出現機率 $\leq q$ 且 $\geq (1-q)$ 的類別的網格標示為同一個子集，再以公式(5)計算各子集內目標事件出現的機率。

將整組資料分割成多個不具顯著全域空間自相關的子集後，再進行區域自相關分析。

在進行區域自相關分析時，LICD 會將空間類別資料以大小為 m ($m = 7, 9, 11 \dots$) 正方形滑動視窗切分成多個子區域，並分別討論 composition 和 configuration 在子區域內的狀態，並以其評估該組資料的區域空間自相關。

在 composition 的部分，LICD 以公式(6)計算子區域內目標事件發生的機率。

$$\Pr(X = x) = \sum_{i=1}^n a_i \binom{r}{x} p_{b_i}^x (1 - p_{b_i})^{r-x} \dots (6)$$

r 、 x 所代表的意義與公式(5)相同

n 是該子區域中所覆蓋到的子集各數

a_i 是該子區域中屬於子集 i 的網格數與該子區域所有網格的比值

p_{b_i} 是子集 i 中目標事件出現的機率

在將顯著水準設為 w 的條件下，當 $\Pr(X \geq x) < w$ 或 $\Pr(X \leq x) < w$ ，表示該子區域內目標事件有顯著發生或顯著消失的狀況。

在 Configuration 的部分，LICD 是以 JCS 檢驗當子區域中有 x_i 個 B 事件發生時，子區域中所有事件的兩種鄰居關係(BB、BW)數量，與預期為隨機分布時的鄰居關係數量是否有顯著差異，並以此確定該子區域內的 B 事件在空間分布上為同類相鄰還是異類相鄰。

雖然 LICD 能以 composition 和 configuration 評估二元類別資料的群聚狀況，但若將 LICD 應用多類別資料，composition 和 configuration 的計算方式仍須調整。Bivand 等人(2017)為了以 LICD 分析東歐地區 4 種類別的人口金字塔在空間分布上的特徵，因此對 LICD 的計算流程進行調整。在以 LICD 評估多類別資料的區域空間自相關時，需先從資料中任意選擇一個類別，並將其與未被選中的其他類別劃分成二元類別資料，計算完子區域內的 composition 和 configuration 後，只將計算結果賦值給屬於該類別的網格，並將此步驟重複直到所有類別都被挑選過，最後再合併所有類別的計算結果。Carrer 等人(2021)採用調整過的 LICD，分析英國德文郡(Devon)歷史景觀表徵資料的多類別資料集中區域，以及巴莫斯(Barmose)地區考古統計資料中石片碎屑(debitage)挖掘出土核心集中區域分析，進一步證實了該分析流程的穩健性。根據 Anselin(2018)和 Anselin 與 Li(2019)，在以 JCS 評估多類別資料的區域性相鄰關係時，使用者應根據不同的目的，從 BB 或 BW 中擇一計算，以避免因資料間關係較複雜，而模糊了探討對象的分析結果。由於本研究關注的是土地覆蓋在空間分布上，出現顯著同類相鄰的區域，因此在計算 configuration 時，會以 BB 為評估的對象。

另外，在以 LICD 進行區域空間自相關分析時，不同大小的滑動視窗會令評估結果出現差異(Boots, 2003)。這個因滑動視窗大小不同而產生的影響，在空間資訊分析中，被歸類在可調整地區單元問題(the Modifiable Areal Unit Problem, MAUP)(S Openshaw, 1979; Stan Openshaw, 1981)之中。可調整地區單元問題是指，同樣的空間資料會因其以不同大小的可調整面積單元呈現，而表現出相異的空間聚集或空間排列特徵(Jelinski & Wu, 1996; Marceau, 1999)。可調整地區單元問題一般可分為尺度(scale)和分區(zoning)兩個部份討論，尺度是指，在固定空間內空間單元的大小對分析結果的影響；分區則是指有納入討論的空間單元數量對分析結果的影響(S Openshaw, 1979; Stan Openshaw, 1981)。而根據 Chou (1991)，在分析區域空間自相關時，分析結果會受到可調整地區單元問題中分區的影響。因此，滑動視窗的大小對多時期土地覆蓋變化趨勢分析結果產生的影響，也是本研究需要注意的。

(二)時間維度

在統計學上，一般可將分析模型依是否有假設資料為常態分佈，分為有母數統計與無母數統計(Siegel, 1957)。有母數統計中的線性回歸是最常用於檢驗時間序列資料中是否有趨勢存在的方法，此方法須假設每筆資料都是獨立隨機樣本，且符合常態分佈(Taylor & Taylor, 1977)。然而，由於土地覆蓋類別變化通常不符合常態分佈假設，因此與線性回歸相比，無母數統計方法應該更適合用以分析土地覆蓋變化趨勢(Schlagel & Newton, 1996)。Mann-Kendall trend test(Kendall, 1948; Mann, 1945)是無母數統計方法中，最常被用於評估時間序列資料中是否存在趨勢的一種方法(J. Li, Tan, Chen, & Feng, 2014)。Mann-Kendall trend test 是依據數據序列順序判斷兩個變量之間的相關度，以檢驗長時間數據序列的變化趨勢(Xu et al., 2021)，其計算公式(7)(8)如下：

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sign}(x_j - x_i), \quad \begin{cases} 1 & x_j - x_i \\ 0 & x_j - x_i \\ -1 & x_j - x_i \end{cases} \dots (7)$$

$$var = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^m t_j(t_j-1)(2t_j+5) \right] \dots (8)$$

S 表示趨勢的斜率

n 表示時間序列長度

x_j 、 x_i 表示時間序列上相鄰的前後兩筆資料 ($j > i$)

sign 為符號函式

m 表示時間序列上有相同等級的組數

t_j 表示每組有多少個相同的等級

Mann-Kendall trend test 使用 Z 檢定檢驗 S 是否顯著，計算公式(9)如下：

$$Z = \begin{cases} (S-1)/se, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ (S+1)/se, & S < 0 \end{cases} \dots (9)$$

se 為 var 的平方根

若 $Z > 0$ ，表示時間序列中的資料有上升趨勢，若 $Z < 0$ ，表示時間序列中的資料有下降趨勢。

Schlagel 等人(1996)採用 Mann-Kendall trend test，分析 1983 年至 1990 年間美國伯靈頓地區捷威特布魯克流域中部分區域的人為使用土地面積比例隨時間變化的趨勢。其研究結果顯示，Mann-Kendall trend test 能呈現出多時期空間資料中數值變化的趨勢，促進我們以更客觀的方式了解時空資料集。

ESRI(2016)在其 ArcGIS 軟體中提供的 emerging hot spot analysis tool，便是以空間自相關概念與時間序列資料趨勢分析，應用於多時期土地覆蓋變遷分析的方法。Emerging hot spot analysis 將輸入的資料分為空間維度和時間維度兩個部分討論：在空間維度部分，是以 Getis-Ord G_i^* (Ord & Getis, 1995) 分析數值資料的區域空

間自相關；在時間維度部分，是以 Mann-Kendall trend test 評估個空間位置上時間序列的時間趨勢。其中，根據 Hamed (2009)，Mann-Kendall trend test 在資料少於 10 個時間點時，較不符合隨機分布假設。因此 emerging hot spot analysis 限定輸入的時空資料中，在時間序列部分最少需要有 10 個時間點。Harris 等人(2017)採用 emerging hot spot analysis，透過 NDVI 的變化分析巴西、印尼、和剛果地區 2000 年至 2014 年的森林損失變化趨勢。其研究結果顯示，在分析土地覆蓋變化趨勢時以 Mann-Kendall trend test 分析區域空間自相關指數隨時變化的趨勢，能讓研究者更清楚且客觀地了解多時期土地覆蓋資料中隱含的時空變化樣態。

根據本節回顧，emerging hot spot analysis 採用空間自相關分析與時間序列資料趨勢分析的多時期空間資料分析策略，可以克服以變遷矩陣和視覺化判斷方法分析多時期土地覆蓋變化趨勢時，無法以客觀方式呈現出研究區域內各個區域相異的土地覆蓋變化趨勢。另外，LICD 可以透過 Composition 與 Configuration，表示出空間類別資料的區域自相關狀態，而 Mann-Kendall trend test 可以從像土地覆蓋變化這樣不符合隨機分布的時間序列資料中，呈現出其變化趨勢。因此本研究認為結合 LICD 與 Mann-Kendall trend test，可以建立適用於土地覆蓋類別資料的時空變化趨勢分析演算法。

第四節 小結

總結上述回顧，於人地交互作用之時空分析中，學者常藉由衛星影像探討多時期土地覆蓋類別變化趨勢，分析土地覆蓋變化對生態環境可能造成的影響。隨著遙測技術的進步，如今研究者可以較低的時間及金錢成本，取得長時間序列的土地覆蓋變化並進行研究。在以衛星影像探討土地覆蓋變化趨勢的方法中，本研究選擇以 classification-based approach 進行後續分析，因其能明確呈現類別間變化關係。為了盡量減少分類準確度對研究結果造成的負面影像，並考慮從遙測影像中獲取土地覆蓋資料的時間成本，本研究選擇以 Object-based 方法，從衛星影像中取得土地覆蓋資訊。另外，由於傳統的多時期土地覆蓋變化趨勢分析方法無法完整利用多時序資料的特性，也無法以客觀方式呈現出需要重點關注的時空變化

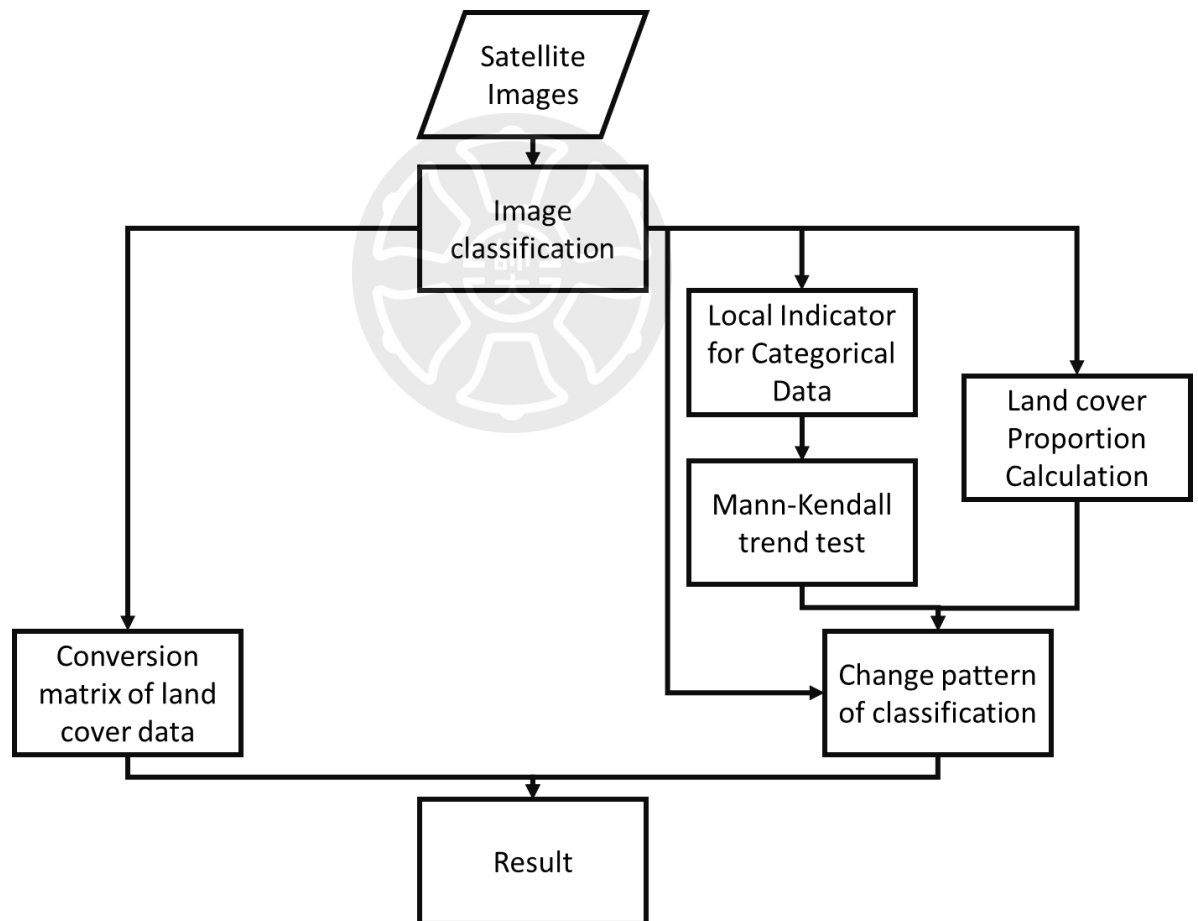
樣態所屬位置，因此本研究嘗試以結合空間自相關概念與時間序列資料趨勢分析的多時期土地覆蓋變化分析流程探討此議題。前人研究已經建立 LICD，並以此方法對多類別資料進行區域空間自相關分析，但目前尚未有研究將此方法應用在時空資料分析上。另外，雖然 emerging hot spot analysis 已經將 Mann-Kendall trend test 應用在多時期土地覆蓋變化趨勢分析上，但由於其在計算區域空間自相關部分，是以僅適用於連續資料的 Getis-Ord G_i^* ，導致該方法無法用於評估類別資料的時空變化趨勢。因此本研究嘗試結合 LICD 與 Mann-Kendall trend test，分析多時期土地覆蓋類別資料中隱含的時空變化樣態。



三、 研究方法

第一節 研究設計圖

圖 3 為本研究之研究設計圖，本研究首先針對衛星影像進行影像分類，先以獲取的土地覆蓋資料計算變遷矩陣，確認研究區的土地覆蓋類別間變化關係，再以本研究提出之演算法評估土地覆蓋時空變化趨勢，並計算各種土地覆蓋類別在每個空間位置上所佔之時間比例。最後綜合土地覆蓋資料、類別時空變化趨勢、以及所占時間比例等資料，對土地覆蓋時空變遷樣態進行分類。



附圖3 研究設計圖

第二節 研究資料

本研究使用 2006 年至 2016 年間福爾摩沙衛星二號之衛星影像，作為獲取多時期土地覆蓋資料的資料來源，福爾摩沙衛星二號之基本資訊如表 1 所示。

表格 1 福衛二號基本資訊

名稱	福爾摩沙衛星二號
服役時間	2004年-2016年
空間解析度	2m
時間解析度	0.5(天)
輻射解析度	8bit
光譜解析度	Pan、R、G、B、NIR

由於福衛二號一天經過臺灣上空兩次，且其彩色融合影像之空間解析度可達兩公尺，較高的空間解析度與時間解析度能讓使用者從中獲取詳細的地表物理特徵變化，因此十分適合應用於臺灣本島地區的遙測相關研究。另外，福衛二號的服役時間正好涵蓋北宜高速公路通車後十年，因此恰好可作為本研究獲取土地覆蓋資料的資料來源。

第三節 研究設計

本研究使用物件式影像分類從衛星影像中獲取研究區內不同時期的土地覆蓋資料，先以傳統 classification-based approach 中常用的變遷矩陣，討論研究區在第一個時間點跟最後一個時間點之間土地覆蓋類別間變化的關係，再以本研究提出的演算法探討土地覆蓋類別的時空變遷樣態。

首先，為了從福衛二號衛星影像中獲取研究所需的土地覆蓋資料，本研究參考內政部國土測繪中心的陸域部分土地利用分級分類，將研究區的土地覆蓋類別分為建成地、植被、裸露地以及非討論區，並以 eCognition 軟體輔助進行影像分

類。建成地主要包括建築利用土地、公共利用土地、以及遊憩利用土地中的文化設施與休閒設施，礦岩利用土地、農業利用土地中各產業的相關人造設施也被分類於此；植被主要包含由農業利用土地、森林利用土地、以及其他利用土地中的草生地，遊憩利用土地中的公園綠地廣場也被分類於此；裸露地主要是由其他利用土地中的裸露地和空置地所組成。其中，因為交通利用土地與水利利用土地之分布規劃主要受到政策規範，並非一般民眾可輕易改變的其土地覆蓋的區域，故本研究將其分類為非討論區。而濕地分佈的區域亦非一般民眾的主要活動區域，因此本研究也將其分類為非討論區。

表格2 土地覆蓋類別定義

第一級		第二級	
代碼	類別	代碼	類別
01	農業利用土地	0101	農作使用
		0102	水產養殖
		0103	畜牧
		0104	農業相關設施
02	森林利用土地	0201	針葉林
		0202	闊葉林
		0203	竹林
		0204	混淆林
		0205	灌木林

		0206	代成林地
		0207	其他森林利用土地
03	交通利用土地	0301	機場
		0302	一般鐵路及相關設施
		0303	高速鐵路及相關設施
		0304	捷運及相關設施
		0305	道路及相關設施
		0306	港口
04	水利利用土地	0401	河道及溝渠
		0402	蓄水設施
		0403	水道沙洲灘地
		0404	水利構造物
		0405	防汛道路
		0406	海面
05	建築利用土地	0501	商業
		0502	純住宅
		0503	混合使用住宅

		0504	製造業
		0505	倉儲
		0506	宗教
		0507	殯葬設施
		0508	其他建築用地
06	公共利用土地	0601	政府機關
		0602	學校
		0603	醫療保健
		0604	社會福利設施
		0605	公用設備
		0606	環保設施
07	遊憩利用土地	0701	文化設施
		0702	公園綠地廣場
		0703	休閒設施
08	礦鹽利用土地	0801	礦業及相關設施
		0802	土石及相關設施
		0803	鹽業及相關設施

09	其他利用土地	0901	濕地
		0902	草生地
		0903	裸露地
		0904	營建剩餘土石收容處裡相關設施
		0905	空置地

本研究將 2006 年至 2016 年間研究區的福衛二號衛星影像分別輸入 eCognition，每張影像中皆包含 4 個 Band，分別為紅光、綠光、藍光以及近紅外光(R、G、B、NIR)，再以軟體內建之多解析度影像分割工具(multiresolution segmentation tool)對每年度的影像分別進行多尺度分割，其中 R、G、B、NIR 之權重皆設定為 5，形狀(shape)和緊湊度(compactness)之權重設為 0.5，尺度參數(scale parameter)設為 10。完成分割後，eCognition 會產生 11 個相對的多邊形圖層檔案，本研究再以人工指派類別之方式，配合每年度之福衛二號衛星影像以及對相對應年度之多邊形圖層檔案，將檔案中每個多邊形皆賦予一代表土地覆蓋類別之數值。最後將完成類別指派之 11 個多邊形圖層檔案輸出成 tif 格式檔案，以取得後續分析所需之多時期土地覆蓋資料。

在變遷矩陣分析部分，本研究將 2006 年至 2016 年間之多時期土地覆蓋資料依時間順序兩兩配對(2006-2007、2007-2008、2008-2009...等等)，計算前後兩期土地覆蓋資料之間的變遷矩陣，並依所得之變遷矩陣觀察研究區內土地覆蓋類別間變化狀況，以判斷研究區內之土地覆蓋變化是否顯示為建成地的比例逐年增加。

由於本研究將土地覆蓋變化趨勢分析分為空間維度與時間維度兩個部分探討，因此需以下列流程依時間順序從 2006 年至 2016 年，分別針對研究區內之土地覆蓋資料進行空間自相關分析：

- (1) 從三種土地覆蓋類別中選擇一種，將屬於指定類別之網格賦值為 1，將其餘類別之網格賦值為 0，並設定邊長 m 個網格的正方形滑動視窗。
- (2) 以 JCS 評估轉換後之資料全域空間自相關狀態，若分析結果呈現顯著全域空間自相關，則依文獻回顧中分割處理之步驟，將資料分割成多個子集，再進行步驟(4)，若分析結果沒有呈現顯著全域空間自相關，則進行步驟(3)。
- (3) 計算步驟(1)指定之類別在整個研究區中發生的機率 p_k ，再以此機率進行步驟(4)。
- (4) 以指定大小的滑動視窗由左至右、由上至下從整個研究區中分割出若干子區域。並對每個子區域 i 建立一個鄰居集合 $N(i)$ ，這些鄰居都以其類別表示。 x_i 為子區域內類別與中心網格類別 k 相同的鄰居網格數， n_i 為子區域內網格總數。
- (5) 以公式(6)計算子區域內類別與中心網格類別相同的鄰居網格總量為 x_i 時的機率。設定顯著水準為 p ，若 $P(X \geq x_i) < p$ ，則該子區域為顯著區域叢集，若 $P(X \leq x_i) < p$ ，則該子區域為顯著離群值。
- (6) 設定門檻值 z ，以公式(1)統計每個子區域內指定類別 B 出現同類相鄰空間分布狀況，若 $Z(BB) \geq z$ ，則該區域內 B 事件可能為集中分布，若 $Z(BB) < z$ ，則該子區域內 B 事件可能為離散分布。
- (7) 重複步驟(1)至步驟(6)直到所有土地覆蓋類別都計算完成。

依上述流程評估各年度土地覆蓋資料之區域空間相關性後，再以 Mann-Kendall trend test 評估每個空間位置上 P 值和 Z 值沿時間軸的變化趨勢，計算流程如下：

- (1) 從第一個時間點的土地覆蓋資料上選取一個網格，沿時間軸方向將該位置 2006 年至 2016 年間的所有網格資料取出，每個網格中都有儲存表示 LICD 中 composition 的 P 值($P_{composition}$)或是表示 LICD 中 configuration 的 Z 值($Z_{configuration}$)。

- (2) 以查表的方式，將 $P_{composition}$ 轉換成 $Z_{composition}$ 。
- (3) 以公式(7)分別計算此空間位置上 $Z_{composition}$ 和 $Z_{configuration}$ 的斜率，並以公式(8)分別計算 $Z_{composition}$ 和 $Z_{configuration}$ 的變異數。
- (4) 以公式(9)計算此空間位置上 $Z_{composition}$ 和 $Z_{configuration}$ 的斜率是否顯著，若 $Z_{composition}$ 的計算結果 > 0 ，表示該空間位置附近的土地覆蓋類別有與中心位置的土地覆蓋類別同化的趨勢，反之則表示附近的土地覆蓋類別有與中心位置的土地覆蓋類別異化的趨勢；若 $Z_{configuration}$ 的計算結果 > 0 ，表示該空間位置附近相同的土地覆蓋類別分佈有出現同類趨勢，反之則表示附近相同的土地覆蓋類別分佈有出現異類相鄰的趨勢。
- (5) 重複步驟(1)至步驟(4)直至計算完所有網格。

依下列流程計算各種土地覆蓋類別在每個空間位置上所佔的時間比例：

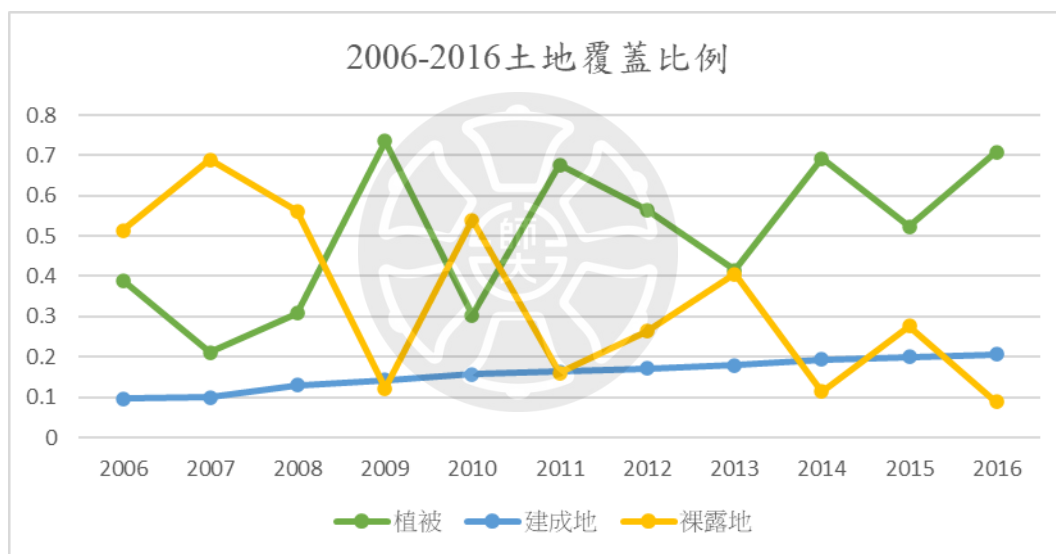
- (1) 從 3 種土地覆蓋類別中選取一種，將 2006 年到 2016 年所有的土地覆蓋資料中屬指定類別的網格賦值為 1，其餘網格賦值為 0。
- (2) 從第一個時間點的土地覆蓋資料上選取一個網格，沿時間軸方向將該為置從 2006 年到 2016 年所有網格的值加總，並除以 11。
- (3) 重複步驟(1)、(2)直到所有網格都計算完成。

在完成土地覆蓋的時空變化趨勢分析後，本研究將 2016 年的土地覆蓋資料作為比較基準，並輔以 3 種類別在各個空間位置上所佔之時間比例資訊，以及土地覆蓋變化趨勢資訊，對每種時空變化樣態組合進行分類。最後綜合變遷矩陣的分析結果，檢驗本研究提出的演算法所計算出的土地覆蓋變化，是否與實際土地覆蓋狀況相符。

四、 結果與討論

第一節土地覆蓋變化

圖 4 為植被、裸露地和建成地於 2006 年至 2016 年各年度所佔之網格數比例，該圖為依研究區逐年之土地覆蓋變遷矩陣(附錄一)所繪製，表 3 則為以 2006 年與 2016 年土地覆蓋資料計算出之變遷矩陣。於圖 4 和表 3 中，顯示植被和裸露地所佔之網格比例頻繁出現劇烈變化，且此種變化於 2006 年至 2016 年間並無規律可尋。此外，建成地所佔之網格數比例於 11 年間則為不斷上升，2006 年時佔比小於 1 成，2016 年時則超過 2 成。



附圖 4 2006-2016 土地覆蓋比例圖

表格 3 2006-2016 土地覆蓋變遷矩陣

	2006 植被	2006 建成地	2006 裸露地	2006 總和
2016 植被	0.3281	0.0	0.3777	0.7058
2016 建成地	0.0361	0.0967	0.0732	0.206
2016 裸露地	0.0255	0.0	0.0627	0.0882
2016 總和	0.3897	0.0967	0.5136	1.0

對照 2006 年至 2016 年之土地覆蓋資料(附錄二)，本研究認為造成植被與裸露地佔比頻繁變化的主因，為農田休耕與否所致；而建成地之佔比逐年增加，新增之建成地主要出現於原先建成地聚集之周圍區域以及部分農田，因此推測為受到農地改革開放與雪山隧道開通，導致大量觀光客湧入，許多民宿或套房接二連三建成而致。

第二節 Emerging cluster analysis

經測試大小為 9*9、15*15 和 31*31 個網格的滑動視窗後發現，當滑動視窗的邊長 m 越大時，相異類別交界處的時空變化樣態會越模糊。而當滑動視窗為 9*9 個網格大小時，可最清楚顯示出研究區內土地覆蓋類別之時空變化熱區，因此後續討論皆基於滑動視窗為 9*9 個網格大小之分析結果。

本研究首先以 Mann-Kendall trend test 分析研究區內土地覆蓋於 2006 年至 2016 年間 composition 和 configuration 之結果(附錄三)，再將計算後之 composition 與 configuration 分為顯著上升趨勢、顯著下降趨勢、和無顯著趨勢三種類別，並將顯著水準設定在大於等於或小於等於兩個標準差(即 $Z \geq 1.96$ 或 $Z \leq -1.96$)。於初步將 composition 與 configuration 分類後，研究區內的各網格則可能出現九種組合。然而，由於在分析區域性的類別資料群聚狀態時，composition 的條件會影響 configuration 的狀況，因此本研究依照 composition 的變化趨勢將兩者產生的九種組合合併成五種，再對合併後的五種組合進行探討。表 4 為合併後的五種 composition 與 configuration 組合，以及各種組合分別表示一個位置上所代表之土地覆蓋類別時空變化樣態。

表格 4 Composition 與 Configuration 的五種組合

	Composition↑	Composition	Composition↓
Configuration↑	類別同化	類別同化	類別異化
Configuration		沒有顯著改變	
Configuration↓		類別異化	

當 composition 有上升趨勢時，無論 configuration 是否有顯著變化趨勢，皆表示於周圍網格中與該網格屬於相同類別的網格數量隨時間變化而增加。於一區域土地覆蓋類別隨時間變化而逐漸從多個類別變為單一類別時，原本相異類別交界處之網格容易出現此種時空變化樣態。

當 composition 有下降趨勢時，無論 configuration 是否有顯著變化趨勢，皆表示於周圍網格中與該網格屬於相同類別的網格數量隨時間變化而減少。當一區域土地覆蓋類別隨時間變化而逐漸從單一類別變成非單一類別，於最後一個時間點中，發生類別變化的網格與其他相異類別之交界處容易出現此種時空變化樣態。

當 composition 無顯著趨勢，configuration 有上升趨勢時，表示周圍網格中與該網格屬於相同類別的網格數量並未隨時間變化而顯著增加或減少，周圍網格間土地覆蓋類別之空間分布關係則趨向同類相鄰。於一區域之土地覆蓋類別隨時間變化而逐漸從多個類別變為單一類別時，若該網格原為一種土地覆蓋之核心區域，且於土地覆蓋變化後仍是核心區域，則易出現此種時空變化樣態。

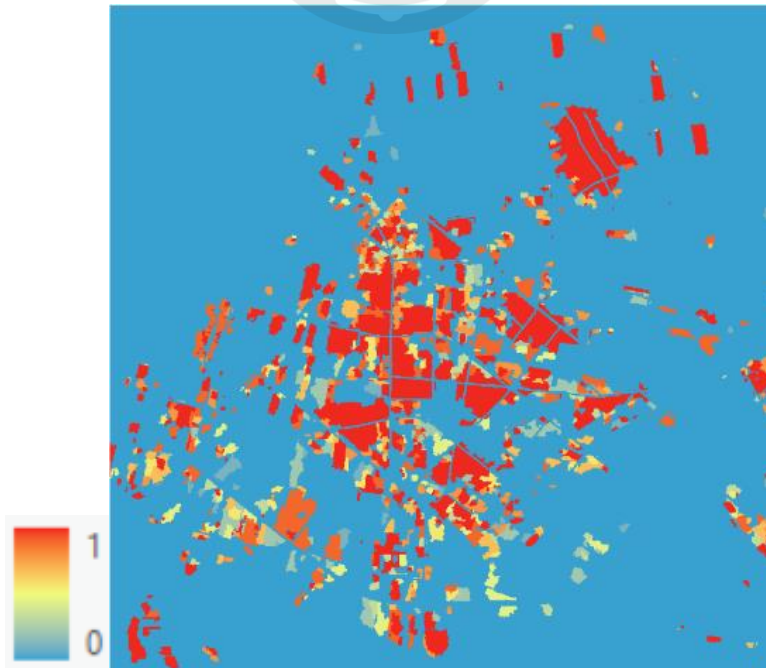
當 Composition 與 Configuration 皆無顯著升降趨勢，表示周圍網格中與該網格屬於相同土地覆蓋類別的網格數量並未隨時間變化而增加或減少，且周圍網格間土地覆蓋類別之空間分布關係亦未出現劇烈變化。此種時空變化樣態多出現於長時間皆為同一土地覆蓋類別聚集的地方，若有發生土地覆蓋類別之改變，亦為大面積區域於極短時間內轉變為另一種類別。

當 composition 無顯著升降趨勢，configuration 有下降趨勢時，表示周圍網格中與該網格屬於相同土地覆蓋類別之網格數量並未隨時間變化而顯著增加或減少，但周圍網格間土地覆蓋類別之空間分布關係卻趨向異類相鄰。當一區域土地覆蓋類別隨時間變化而從原本非單一類別變成多樣化土地覆蓋類別時，於最後一個時間點中，相異類別交界處之網格易出現此種時空變化樣態。

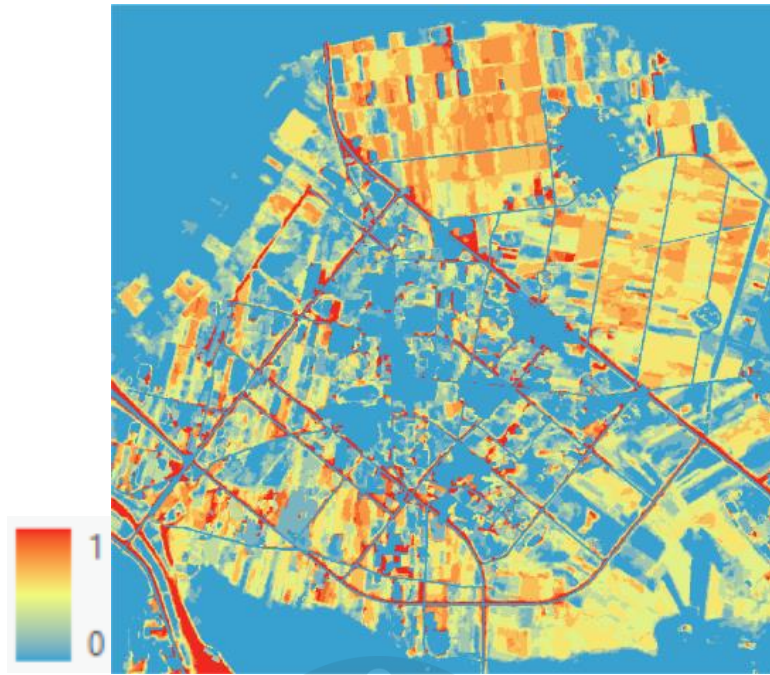
由於 composition 與 configuration 之變化趨勢組合並未顯示出該網格屬於何種土地覆蓋類別之資訊，因此尚需綜合三種土地覆蓋類別於各位置上所佔之時間比例，以及 2016 年土地覆蓋類別資料，才能針對各個網格進行分類。圖 5、圖 6、圖 7 分別為植被、建成地與裸露地於各位置上所佔之時間比例。



附圖5 植被在各位置上所佔的時間比例



附圖6 建成地在各位置上所佔的時間比例

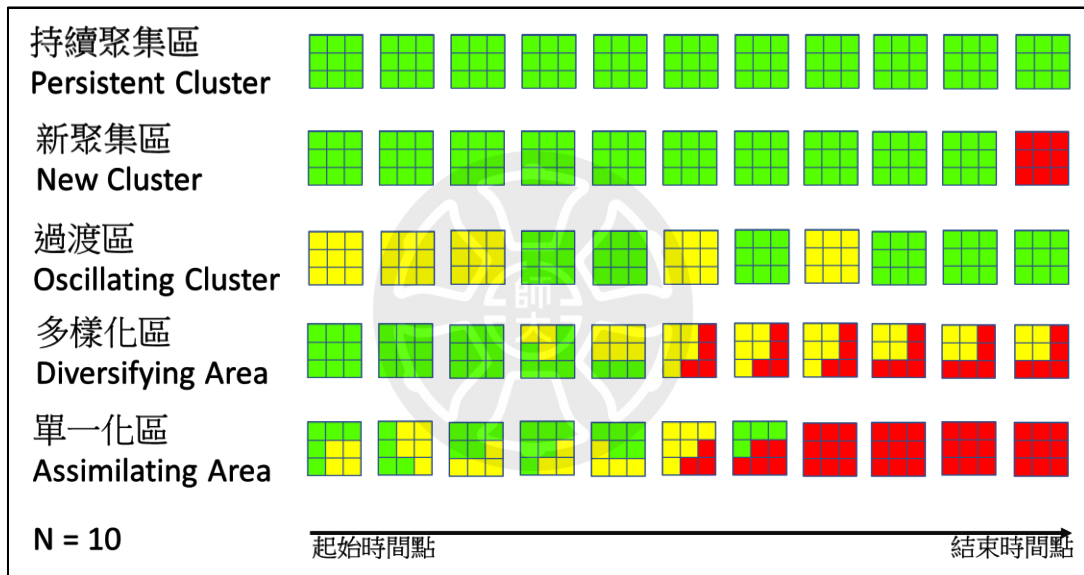


附圖7 裸露地在各位置上所佔的時間比例

「熱點」一詞於各個學科中普遍使用，為描述相對於其周圍環境更高之區域或數值(Lepers et al., 2005; Aben et al., 2012; Isobe et al., 2015)。於本研究中，當一種土地覆蓋類別於一個子區域內出現之機率與其於隨機分佈時模擬之結果相比， Z 值超過顯著水準，且該子區域之中心網格亦屬於該種土地覆蓋類別時，其中心網格即為該類別之熱點。本研究以 2016 年土地覆蓋類別作為時空變化樣態類別之比較基準，將土地覆蓋變化時空樣態分為下列五類：

- (1) 持續熱區：包含最後一個時間點在內，有超過 N 的連續時間點皆屬於同一種土地覆蓋類別。
- (2) 新熱區：有超過 N 的連續時間點皆屬於同一種土地覆蓋類別，但於最後一個時間點在內小於 $(100-N)$ 之連續時間屬於另一種土地覆蓋類別。
- (3) 過渡區：包含最後一個時間點在內，有小於 N 但大於 $(100-N)$ 之連續時間屬於同一種土地覆蓋類別，除該段連續時間外並未出現屬於該種土地覆蓋類別之時間點。此外，composition 與 configuration 於此區並無顯著變化趨勢。

- (4) 類別單一化區:包含最後一個時間點在內，有小於 N 但大於 $(100-N)$ 的連續時間屬於同一種土地覆蓋類別，除該段連續時間外並無出現過屬於該種土地覆蓋類別之時間點。此外，composition 與 configuration 於此區出現類別單一化之樣態。
- (5) 類別多樣化區: 包含最後一個時間點在內，有小於 N 但大於 $(100-N)$ 的連續時間屬於同一種土地覆蓋類別，除該段連續時間外並無出現過屬於該種土地覆蓋類別之時間點。此外，composition 與 configuration 於此區出現類別多樣化之樣態。



附圖8 土地覆蓋時空變化樣態示意圖

於上述分類中， N 可讓使用者依據使用之資料與背景知識進行調整。由於本研究使用之時間序列資料僅有 11 個時間點，因此本研究將門檻值定於 $N = 90\%$ ，以便將新熱區與持續熱區進行區分。若一個位置上有連續超過 90% 的時間點皆屬於同一種土地覆蓋類別，即表示該位置幾乎未發生過土地覆蓋變化，如此便能透過最後一個時間點之土地覆蓋類別，將該位置區分成持續熱區或新熱區。雖然當有連續超過 90% 的時間點皆屬於同一種土地覆蓋類別之區域周圍發生土地覆蓋變化時，此區域之 composition 與 configuration 有出現顯著變化趨勢之可能性，但若進一步對持續熱區與新熱區細分，對討論土地覆蓋時空變化樣態之意義較小，且

可能導致最終結果因太過細瑣而難以聚焦，因此本研究於這兩種類別中不討論 composition 與 configuration 之變化趨勢。若一個位置上非連續超過 90% 的時間點皆屬於同一種土地覆蓋類別，即表示該位置有發生土地覆蓋變化，因此需進一步探討 composition 與 configuration 是否有顯著變化趨勢，再依其趨勢將該位置劃分成過渡區、類別單一化區和類別多樣化區。

根據前述土地覆蓋變遷矩陣之分析結果，由於研究區域中有部分地區為農田，農田因受取像時間與社經狀況等外在因素影響，於研究資料中頻繁出現土地覆蓋變化，此變化較隨機且無邏輯可參考，因此本研究以建成地之時空變遷樣態為主要探討對象。

圖 9 為將所有研究區內之所有網格依上述設定之分類規則進行分類後，於 2016 年土地覆蓋類別為建成地之網格，於時空變化中所屬之類別。從圖 9 中可見，類別單一化區和類別多樣化區與預期中相同，前者主要出現於持續熱區與過渡區之間，因這些區域之土地覆蓋逐隨時間變化，逐漸從與持續熱區相異之類別，轉變成與持續熱區相同之類別；後者則主要出現於過渡區與其他類別之交界處，因為這些區域原多為其他單一土地覆蓋之熱區，而於土地覆蓋類別發生改變後，這些區域成為相異土地覆蓋之交界處。此外，較特別之情況為部分過渡區內出現類別單一化區，部分則無。此種差異的主要成因，為當有一塊區域原是相異土地覆蓋類別之交界處，於土地覆蓋發生變化後，該區域從兩種或兩種以上之土地覆蓋變成單一類別，則此過渡區內即出現類別單一化區。反之，若一個區域原為單一土地覆蓋類別，於土地覆蓋發生變化後，該區域之土地覆蓋類別仍是單一類別，則此過渡區內即不會出現類別單一化區。上述結果顯示，本研究提出之演算法，可從多時期土地覆蓋資料中，呈現出研究區內建成地從 2006 年至 2016 年之時空變化聚集區。



附圖9 2016 年土地覆蓋為建成地的區域的時空變遷樣態分布圖

五、 結論與建議

本研究採用 classification-based approach，提出一個適用於多時期土地覆蓋資料之多類別時空熱點分析演算法。於設計演算法過程中，需克服兩個挑戰。第一點為如何評估類別資料區域空間相依性，第二點則為如何分析多時期類別資料區域相關性評估結果之變化樣態。因此本研究首先利用 LICD 計算出之 composition 與 configuration，評估出多類別空間資料發生區域性空間自相關之位置與強度，並使用 Mann-Kendall trend test 分析一個空間位置上 composition 與 configuration 之變化趨勢。

根據研究結果，本研究提出之演算法有以下優點：第一，此演算法可呈現出類別資料於時空維度上聚集區域與聚集程度變化之樣態，在空間維度方面，本研究可省去將類別資料轉為連續資料之過程，並避免於資料轉換過程中丟失部分資訊之風險，如類別間相鄰關係；在時間維度方面，本研究提出之方法可更完善地利用多時期土地覆蓋資料之時間序列特性，從中找出土地覆蓋變化趨勢之樣態。第二，此演算法適用於多類別資料，於分析多類別空間資料時，其分析結果可以同時呈現多類別之變化樣態。

綜上所述，本研究提出之演算法能讓使用者直接以類別資料進行多時期土地覆蓋變化樣態之分析，且其分析結果可提供使用者都市地區之土地覆蓋時空變遷樣態資訊，並給予都市發展研究領域學者及都市計畫相關政府部門分析資訊參考。

雖然本研究提出之演算法已能滿足使用類別資料進行土地覆蓋時空變遷分析主要需求，但仍有以下幾點建議供未來應用此演算法進行研究之研究者參考。第一，由於目前取得連續十年以上之土地覆蓋資料成本較高，因此需請相關政府單位協助，並規劃相關資料取得流程。第二，不同區域具有其獨特之土地覆蓋類別空間特性，因此本研究建議後續研究可針對不同主題，應用此演算法於相應之時空類別資料進行分析。第三，針對於土地覆蓋時空變遷樣態分類中之過渡區，本研究建議可於後續研究中進行更詳細之討論。第四，由於本研究之研究區域較小，

需使用之土地覆蓋類別資料數量也較少，故並未建立深度學習影像分類模型，建議後續研究若以本研究提出之演算法探討較大範圍之多時期土地覆蓋變化趨勢時，可建立可重複使用之深度學習影像分類模型。



參考文獻

中文文獻

交通部中央氣象局(2022) 檢自: <https://www.cwb.gov.tw/V8/C/A/organ/46708.html>

內政部國土測繪中心(2019) 土地利用分級分類系統表(陸域部分)疑義案例彙編

許瑛卉, & 曹治中. (2007). 蘇澳鎮居民對北宜高通車觀光衝擊認知之研究. *社會科教育研究*(12), 277-306.

宜蘭縣政府委託臺灣省政府建設廳公共工程局代編(1974) 蘇澳都市計畫書(新馬地區)

英文文獻

Amini Parsa, V., Yavari, A., & Nejadi, A. (2016). Spatio-temporal analysis of land use/land cover pattern changes in Arasbaran Biosphere Reserve: Iran. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2(4), 1-13. doi:10.1007/s40808-016-0227-2

Anderson, J. R. (1976). *A land use and land cover classification system for use with remote sensor data* (Vol. 964): US Government Printing Office.

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association - LISA. *Geographical analysis*, 27.2, 93-115. doi:10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x

Anselin, L. (2018). A Local Indicator of Multivariate Spatial Association: Extending Geary's

c. *Geographical analysis*, 51(2), 133-150. doi:10.1111/gean.12164

Anselin, L., & Li, X. (2019). Operational Local Join Count Statistics for Cluster Detection. *Journal of Geographical Systems*, 21(2), 189-210. doi:10.1007/s10109-019-00299-x

Araújo, A. C. (2002). Comparative measurements of carbon dioxide fluxes from two nearby towers in a central Amazonian rainforest: The Manaus LBA site. *Journal of Geophysical Research*, 107(D20). doi:10.1029/2001jd000676

Asokan, A., & Anitha, J. (2019). Change detection techniques for remote sensing applications: a survey. *Earth Science Informatics*, 12(2), 143-160. doi:10.1007/s12145-019-00380-5

- Bivand, R. S., Wilk, J., & Kossowski, T. (2017). Spatial association of population pyramids across Europe: The application of symbolic data, cluster analysis and join-count tests. *Spatial Statistics*, 21, 339-361. doi:10.1016/j.spasta.2017.03.003
- Boots, B. (2003). Developing local measures of spatial association for categorical data. *Journal of Geographical Systems*, 5(2), 139-160. doi:10.1007/s10109-003-0110-3
- Carrer, F., Kossowski, T. M., Wilk, J., Pietrzak, M. B., & Bivand, R. S. (2021). The application of Local Indicators for Categorical Data (LICD) to explore spatial dependence in archaeological spaces. *Journal of Archaeological Science*, 126. doi:10.1016/j.jas.2020.105306
- Chou, Y. H. (1991). Map resolution and spatial autocorrelation. *Geographical analysis*, 23(3), 228-246.
- Ciresan, D., Giusti, A., Gambardella, L., & Schmidhuber, J. (2012). Deep neural networks segment neuronal membranes in electron microscopy images. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Civco, D. L., Hurd, J. D., Arnold, C. L., & Prisloe, S. (2000). *Characterization of suburban sprawl and forest fragmentation through remote sensing applications*. Paper presented at the Proceedings of the American Society of Photogrammetry and Remote Sensing.
- Cliff, A. D. (1973). *Spatial autocorrelation [by] A. D. Cliff and J. K. Ord*. London: Pion.
- Cliff, A. D. (1981). *Spatial processes : models & applications / A.D. Cliff & J.K. Ord*. London: Pion.
- Feddema, J. J., Oleson, K. W., Bonan, G. B., Mearns, L. O., Buja, L. E., Meehl, G. A., & Washington, W. M. (2005). The importance of land-cover change in simulating future climates. *Science*, 310(5754), 1674-1678. doi:10.1126/science.1118160
- Flanders, D., Hall-Beyer, M., & Pereverzoff, J. (2003). Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(4), 441-452.
- Fotheringham, A. S. (1997). Trends in quantitative methods I: stressing the local. *Progress in Human Geography*, 21(1), 88-96.
- Fotheringham, A. S., & Brunsdon, C. (1999). Local forms of spatial analysis. *Geographical analysis*, 31(4), 340-358.

- Geary, R. C. (1954). The contiguity ratio and statistical mapping. *The incorporated statistician*, 5(3), 115-146.
- Getis, A. (2010). Spatial autocorrelation. In *Handbook of applied spatial analysis* (pp. 255-278): Springer.
- Green, K., Kempka, D., & Lackey, L. (1994). Using remote sensing to detect and monitor land-cover and land-use change. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60(3), 331-337.
- Gustafson, E. J. (1998). Quantifying landscape spatial pattern: what is the state of the art? *Ecosystems*, 1(2), 143-156.
- Hamed, K. H. (2009). Exact distribution of the Mann–Kendall trend test statistic for persistent data. *Journal of Hydrology*, 365(1-2), 86-94.
doi:10.1016/j.jhydrol.2008.11.024
- Harris, N. L., Goldman, E., Gabris, C., Nordling, J., Minnemeyer, S., Ansari, S., . . . Potapov, P. (2017). Using spatial statistics to identify emerging hot spots of forest loss. *Environmental Research Letters*, 12(2). doi:10.1088/1748-9326/aa5a2f
- Hubert, L. J., & Golledge, R. G. (1981). A heuristic method for the comparison of related structures. *Journal of Mathematical Psychology*, 23(3), 214-226.
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, 91-106.
doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006
- Iyer, P. K. (1949). The first and second moments of some probability distributions arising from points on a lattice and their application. *Biometrika*, 135-141.
- Jelinski, D. E., & Wu, J. (1996). The modifiable areal unit problem and implications for landscape ecology. *Landscape ecology*, 11(3), 129-140.
- Kendall, M. G. (1948). Rank correlation methods.
- Kettig, R. L., & Landgrebe, D. (1976). Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. *IEEE Transactions on geoscience Electronics*, 14(1), 19-26.

- Längkvist, M., Kiselev, A., Alirezaie, M., & Loutfi, A. (2016). Classification and Segmentation of Satellite Orthoimagery Using Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing*, 8(4). doi:10.3390/rs8040329
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. doi:10.1038/nature14539
- Lewis, A., Lymburner, L., Purss, M. B. J., Brooke, B., Evans, B., Ip, A., . . . Wyborn, L. (2015). Rapid, high-resolution detection of environmental change over continental scales from satellite data – the Earth Observation Data Cube. *International Journal of Digital Earth*, 9(1), 106-111. doi:10.1080/17538947.2015.1111952
- Li, H., & Reynolds, J. (1995). On definition and quantification of heterogeneity. *Oikos*, 280-284.
- Li, H., & Reynolds, J. F. (1993). A new contagion index to quantify spatial patterns of landscapes. *Landscape ecology*, 8(3), 155-162.
- Li, H., & Reynolds, J. F. (1994). A simulation experiment to quantify spatial heterogeneity in categorical maps. *Ecology*, 75(8), 2446-2455.
- Li, J., Tan, S., Chen, F., & Feng, P. (2014). Quantitatively analyze the impact of land use/land cover change on annual runoff decrease. *Natural Hazards*, 74(2), 1191-1207.
- Li, M., Zang, S., Zhang, B., Li, S., & Wu, C. (2017). A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: the Role of Spatio-contextual Information. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), 389-411. doi:10.5721/EuJRS20144723
- Liu, S., Bruzzone, L., Bovolo, F., Zanetti, M., & Du, P. (2015). Sequential Spectral Change Vector Analysis for Iteratively Discovering and Detecting Multiple Changes in Hyperspectral Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(8), 4363-4378. doi:10.1109/tgrs.2015.2396686
- Lo, C. (1977). Landsat images as a tool in regional analysis: the example of Chu Chiang (Pearl River) delta in South China. *Geoforum*, 8(2), 79-87.
- Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823-870. doi:10.1080/01431160600746456

- Luo, X., Xu, S., & Yan, H. (2020). Application of Deep Belief Network in Forest Type Identification using Hyperspectral Data. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 5(6), 1554-1559. doi:10.25046/aj0506186
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 245-259.
- Marceau, D. J. (1999). The scale issue in the social and natural sciences. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 25(4), 347-356.
- Marschner, F. J., & Anderson, J. R. (1967). *Major land uses in the United States*. Retrieved from
- McHarg, I. L. (1969). *Design with nature*: American Museum of Natural History New York.
- Moran, P. A. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 10(2), 243-251.
- Moskal, L. M., Styers, D. M., & Halabisky, M. (2011). Monitoring Urban Tree Cover Using Object-Based Image Analysis and Public Domain Remotely Sensed Data. *Remote Sensing*, 3(10), 2243-2262. doi:10.3390/rs3102243
- Newman, M. E., McLaren, K. P., & Wilson, B. S. (2011). Comparing the effects of classification techniques on landscape-level assessments: pixel-based versus object-based classification. *International Journal of Remote Sensing*, 32(14), 4055-4073. doi:10.1080/01431161.2010.484432
- Nolè, G., Lasaponara, R., Lanorte, A., & Murgante, B. (2014). Quantifying Urban Sprawl with Spatial Autocorrelation Techniques using Multi-Temporal Satellite Data. *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*, 5(2), 19-37. doi:10.4018/ijaeis.2014040102
- Norman, J. W. T. (1970). Annals Map Supplement Number Twelve: Land Use in the Southwestern United States-from Gemini and Apollo Imagery. *Annals of the Association of American Geographers*, 60(1), 208-210. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2569130>
- Openshaw, S. (1979). A million or so correlation coefficients, three experiments on the modifiable areal unit problem. *Statistical applications in the spatial science*, 127-144.

- Openshaw, S. (1981). The modifiable areal unit problem. *Quantitative geography: A British view*, 60-69.
- Ord, J. K., & Getis, A. (1995). Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application. *Geographical analysis*, 27(4), 286-306.
- Ord, J. K., & Getis, A. (2001). Testing for local spatial autocorrelation in the presence of global autocorrelation. *Journal of regional science*, 41(3), 411-432.
- Petit, C., Scudder, T., & Lambin, E. (2010). Quantifying processes of land-cover change by remote sensing: Resettlement and rapid land-cover changes in south-eastern Zambia. *International Journal of Remote Sensing*, 22(17), 3435-3456.
doi:10.1080/01431160010006881
- Phiri, D., & Morgenroth, J. (2017). Developments in Landsat Land Cover Classification Methods: A Review. *Remote Sensing*, 9(9). doi:10.3390/rs9090967
- Rawat, J. S., & Kumar, M. (2015). Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: A case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1), 77-84. doi:10.1016/j.ejrs.2015.02.002
- Riebsame, W. E., Meyer, W. B., & Turner, B. (1994). Modeling land use and cover as part of global environmental change. *Climatic change*, 28(1), 45-64.
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* (pp. 234-241).
- Sadeghi, V., Farnood Ahmadi, F., & Ebadi, H. (2016). Design and implementation of an expert system for updating thematic maps using satellite imagery (case study: changes of Lake Urmia). *Arabian Journal of Geosciences*, 9(4).
doi:10.1007/s12517-015-2301-x
- Schlagel, J. D., & Newton, C. M. (1996). A GIS-based statistical method to analyze spatial change. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(7), 839-844.
- Siegel, S. (1957). Nonparametric statistics. *The American Statistician*, 11(3), 13-19.
- Spurr, S. H. (1948). Aerial photographs in forestry. *Aerial photographs in forestry*.

- Taylor, L., & Taylor, R. (1977). Aggregation, migration and population mechanics. *Nature*, 265(5593), 415-421.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic geography*, 46(sup1), 234-240.
- Tsai, Y.-M., Chang, K.-C., Chen, C.-K., & Chou, H.-C. (2019). An Application of Deep Learning Image Classification on Landslide Automated Detection with FORMOSAT-2 Satellite Imagery. *地理研究*(71), 67-78.
- Upton, G., & Fingleton, B. (1985). *Spatial data analysis by example. Volume 1: Point pattern and quantitative data*: John Wiley & Sons Ltd.
- Wang, Q., Shi, W., Atkinson, P. M., & Li, Z. (2015). Land Cover Change Detection at Subpixel Resolution With a Hopfield Neural Network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(3), 1339-1352. doi:10.1109/jstars.2014.2355832
- Yang, X. (2002). Satellite monitoring of urban spatial growth in the Atlanta metropolitan area. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(7), 725-734.
- Yuan, F., Sawaya, K. E., Loeffelholz, B. C., & Bauer, M. E. (2005). Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 98(2-3), 317-328. doi:10.1016/j.rse.2005.08.006
- Zhang, Z., Liu, Q., & Wang, Y. (2018). Road Extraction by Deep Residual U-Net. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(5), 749-753. doi:10.1109/lgrs.2018.2802944

附錄

附錄一 2006 年至 2016 年逐年變遷矩陣

表格 5 2006-2007 變遷矩陣

	2006_veg	2006_build	2006_bare	2007_total
2007_veg	0.2002	0.0	0.0115	0.2117
2007_build	0.0006	0.0967	0.0018	0.0991
2007_bare	0.1889	0.0	0.5003	0.6892
2006_total	0.3897	0.0967	0.5136	1.0

表格 6 2007-2008 變遷矩陣

	2007_veg	2007_build	2007_bare	2008_total
2008_veg	0.1814	0.0	0.1272	0.3086
2008_build	0.001	0.0991	0.0296	0.1297
2008_bare	0.0293	0.0	0.5323	0.5616
2007_total	0.2117	0.0991	0.6891	0.9999

表格 7 2008-2009 變遷矩陣

	2008_veg	2008_build	2008_bare	2009_total
2009_veg	0.2972	0.0	0.4378	0.735
2009_build	0.001	0.1298	0.0121	0.1429
2009_bare	0.0104	0.0	0.1117	0.1221
2008_total	0.3086	0.1298	0.5616	1.0

表格 8 2009-2010 變遷矩陣

	2009_veg	2009_build	2009_bare	2010_total
2010_veg	0.2896	0.0	0.0144	0.304
2010_build	0.0063	0.1429	0.0072	0.1564
2010_bare	0.4391	0.0	0.1005	0.5396
2009_total	0.735	0.1429	0.1221	1.0

表格 9 2010-2011 變遷矩陣

	2010_veg	2010_build	2010_bare	2011_total
2011_veg	0.2968	0.0	0.3799	0.6767
2011_build	0.0009	0.1564	0.0056	0.1629
2011_bare	0.0063	0.0	0.154	0.1603
2010_total	0.304	0.1564	0.5395	0.9999

表格 10 2011-2012 變遷矩陣

	2011_veg	2011_build	2011_bare	2012_total
2012_veg	0.5265	0.0	0.0387	0.5652
2012_build	0.0058	0.163	0.0024	0.1712
2012_bare	0.1443	0.0	0.1192	0.2635
2011_total	0.6766	0.163	0.1603	0.9999

表格 11 2012-2013 變遷矩陣

	2012_veg	2012_build	2012_bare	2013_total
2013_veg	0.385	0.0	0.0308	0.4158
2013_build	0.0038	0.1713	0.0042	0.1793
2013_bare	0.1764	0.0	0.2285	0.4049
2012_total	0.5652	0.1713	0.2635	1.0

表格 12 2013-2014 變遷矩陣

	2013_veg	2013_build	2013_bare	2014_total
2014_veg	0.3868	0.0	0.3052	0.692
2014_build	0.0056	0.1792	0.0089	0.1937
2014_bare	0.0234	0.0	0.0908	0.1142
2013_total	0.4158	0.1792	0.4049	0.9999

表格 13 2014-2015 變遷矩陣

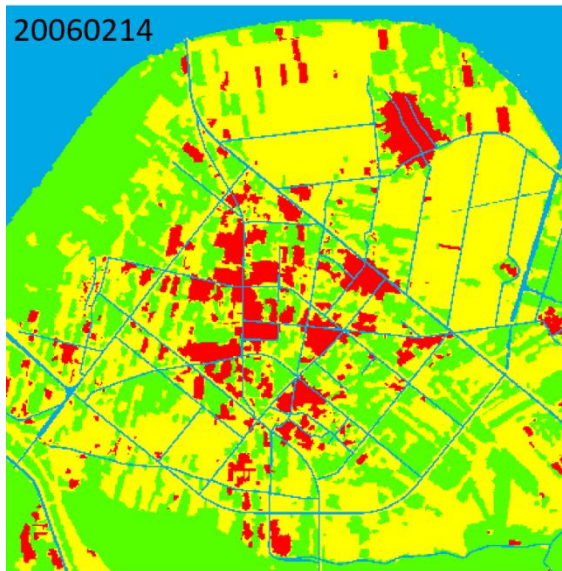
	2014_veg	2014_build	2014_bare	2015_total
2015_veg	0.4893	0.0	0.0343	0.5236
2015_build	0.0042	0.1938	0.0016	0.1996
2015_bare	0.1986	0.0	0.0783	0.2769
2014_total	0.6921	0.1938	0.1142	1.0001

表格 14 2015-2016 變遷矩陣

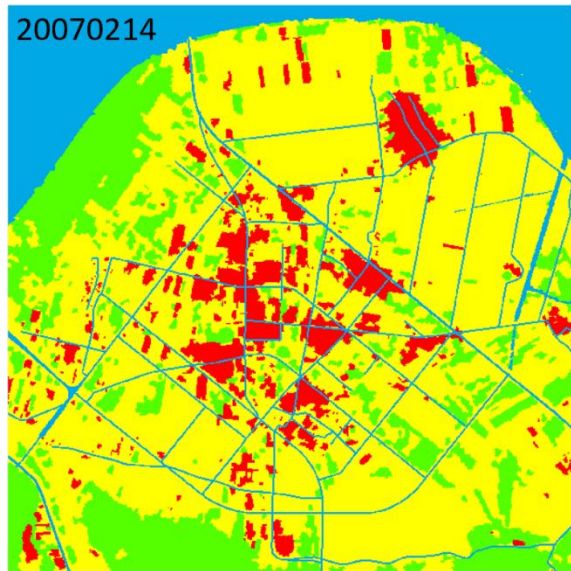
	2015_veg	2015_build	2015_bare	2016_total
2016_veg	0.4944	0.0	0.2114	0.7058
2016_build	0.0025	0.1995	0.0039	0.2059
2016_bare	0.0267	0.0	0.0615	0.0882
2015_total	0.5236	0.1995	0.2768	0.9999



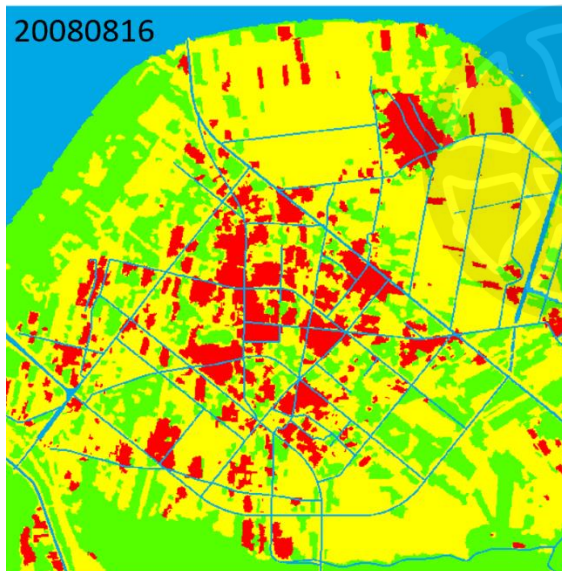
附錄二 2006 年至 2016 年研究區土地覆蓋圖



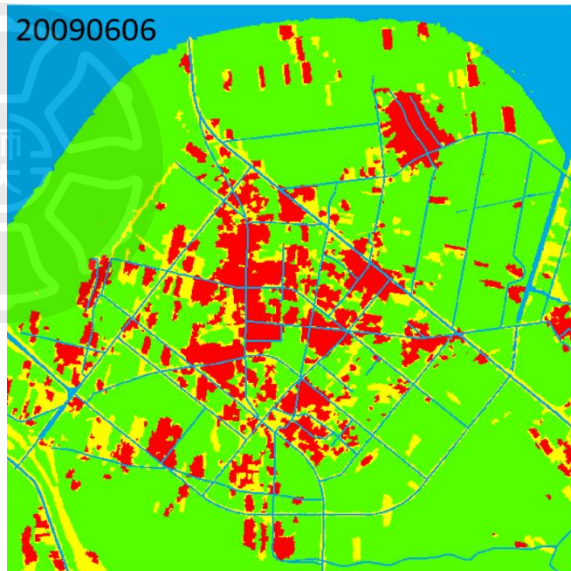
附圖 10 2006 年土地覆蓋圖



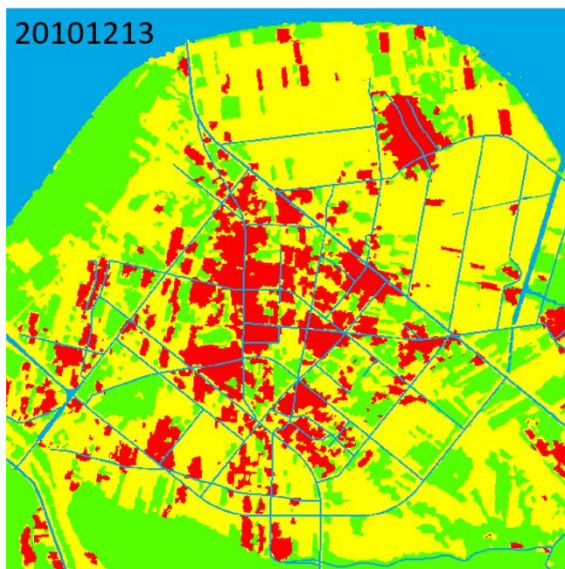
附圖 11 2007 年土地覆蓋圖



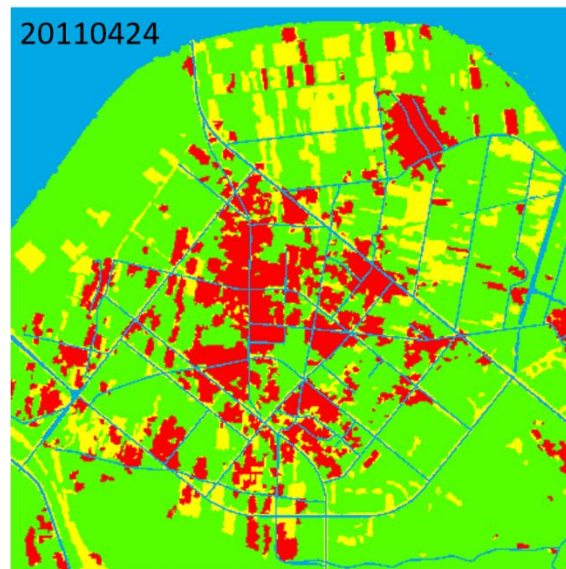
附圖 12 2008 年土地覆蓋圖



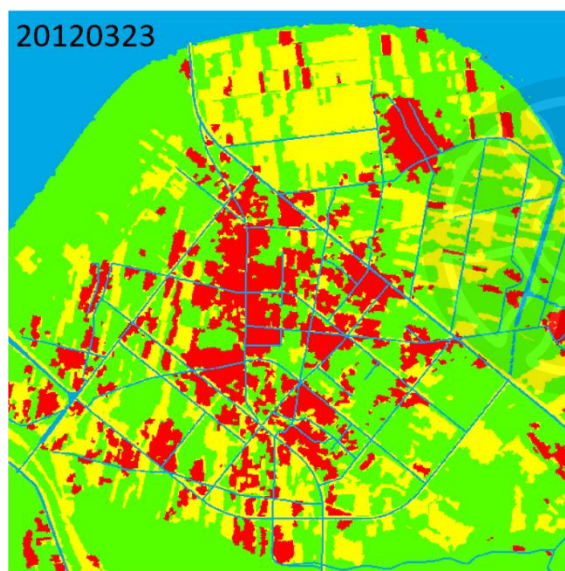
附圖 13 2009 年土地覆蓋圖



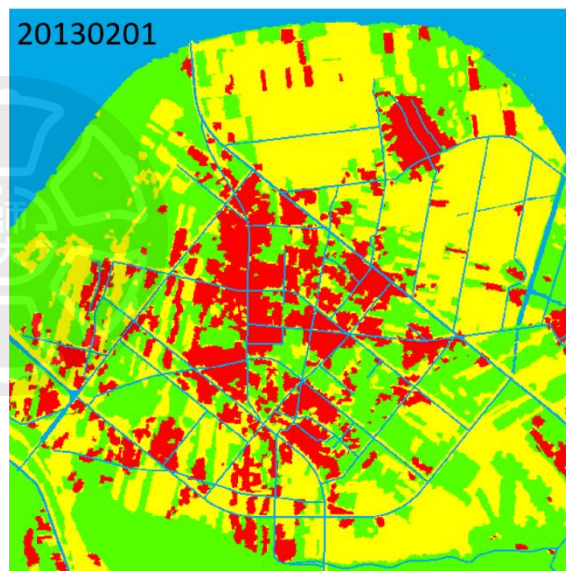
附圖 15 2010 年土地覆蓋圖



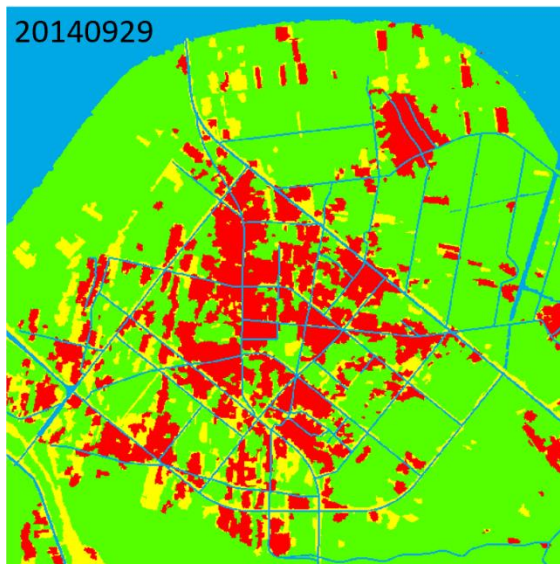
附圖 14 2011 年土地覆蓋圖



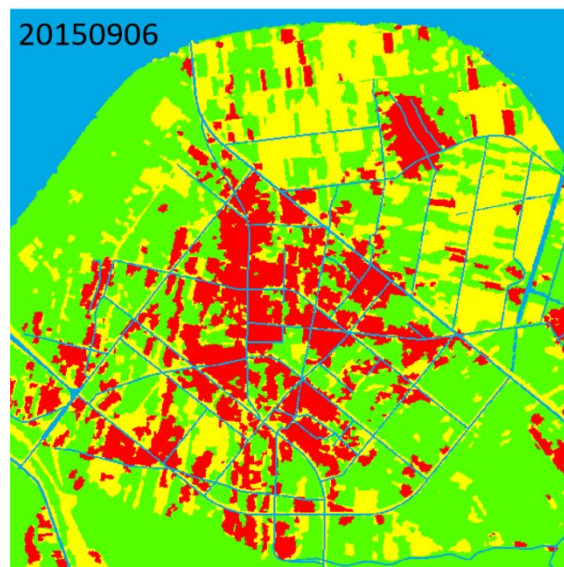
附圖 16 2012 年土地覆蓋圖



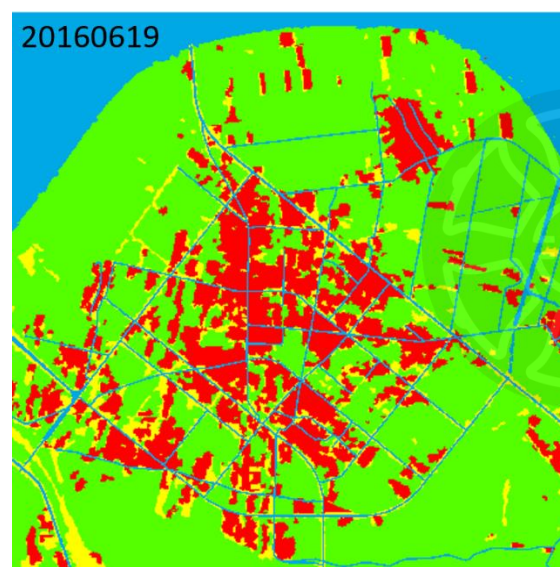
附圖 17 2013 年土地覆蓋圖



附圖 20 20014 年土地覆蓋圖

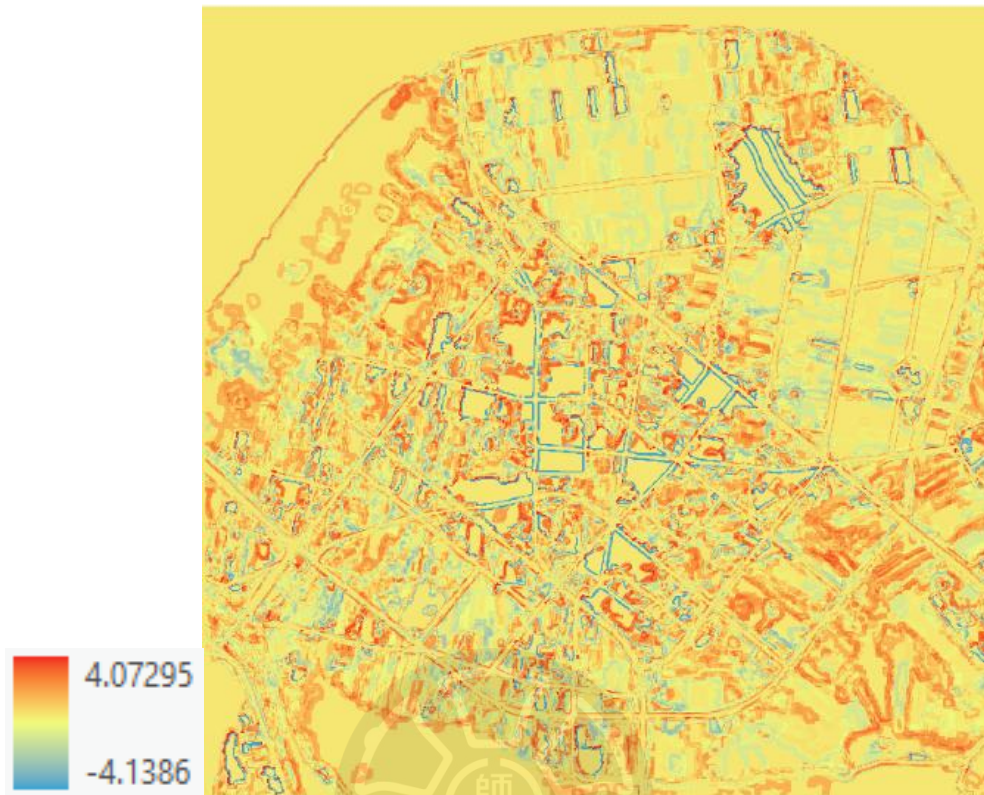


附圖 18 2015 年土地覆蓋圖

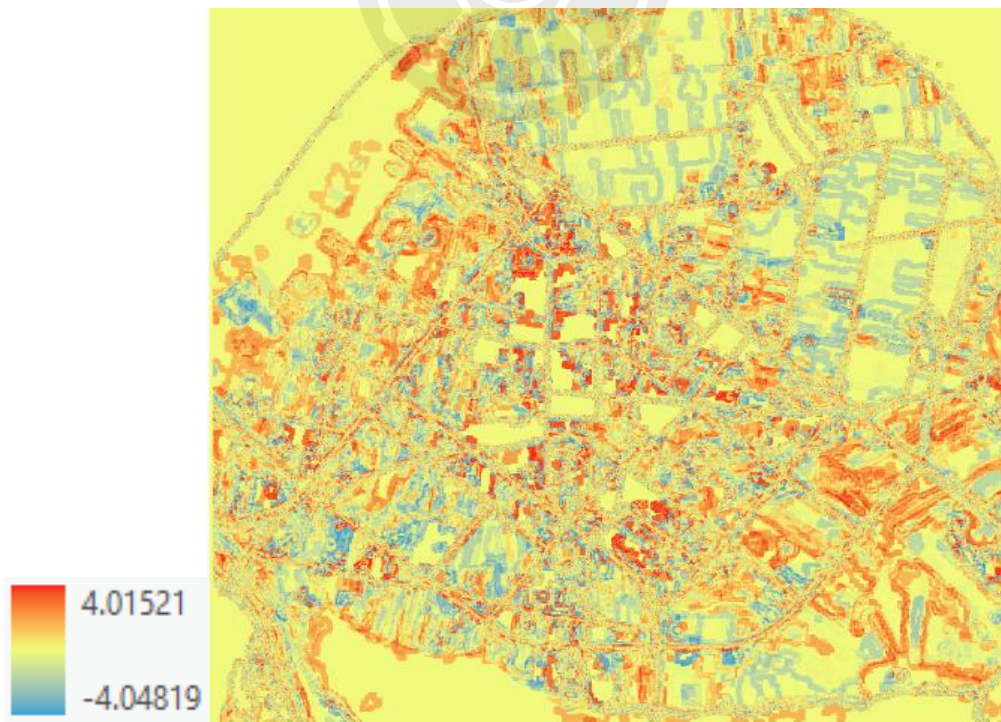


附圖 19 2016 年土地覆蓋圖

附錄三 Composition 與 Configuration 經 Mann-Kendall Trend Test 分析之結果



附圖 21 Composition 之 Mann-Kendall Trend Test 結果



附圖 22 Configuration 之 Mann-Kendall Trend Test 結果