

以時間序列遙測資料評估大規模崩塌地植被結構與 光譜指標的恢復速率差異

宋承恩^{1*} 王素芬² 陳毅青³

摘要

本研究以時間序列的植生光譜變量為基礎，建立冠層結構推估模型來檢測大規模崩塌的植被恢復，並比較植生指標與冠層結構的恢復速率差異。分析顯示，機器學習模型能有效模擬冠層結構，模擬值與觀測值的 R^2 可達 0.9 以上，可在廣泛的時空尺度下推演植被結構變化。植被恢復軌跡呈現高度變異，僅約 14% 的崩塌表面有望能恢復至成熟林分狀態。植生指標的恢復突顯了飽和效應問題，容易高估恢復速率，估計良好恢復的植被能在 15 年內到達成熟森林水準，但冠層結構則需要數十年至百年的發展時間。故植生指標適用於初期演替階段的評估，長期復育監測仍須考量植被結構變化，整合光譜與結構訊息將有助於更全面地評估復育動態。

關鍵詞：時間序列、植生指標、冠層結構、機器學習、崩塌復育

1. 前言

衛載光學遙測能以固定時間頻率對地表進行大尺度的連續觀測，目前已被廣泛應用在監測干擾 (Disturbance) 事件後的恢復。觀測歷史最悠久的 Landsat 系列衛星影像紀錄了 50 多年的地表變化，自 2008 年美國地質調查局 (United States Geological Survey, USGS) 開放資料取用後，促進時間序列影像的演算分析技術發展，大量應用於地表植被的復育研究 (Wang *et al.*, 2022、Zhu, 2017)。多光譜影像的時間序列分析是量化地表變化過程與特徵的有效方法 (Muro *et al.*, 2018)，透過對植被覆蓋敏感的波段、植生指標 (Vegetation index, VI) 或其他光譜衍生的變量，能檢測植被長期生長狀況與植覆類型變化 (Banskota *et al.*, 2014)。以植生指標的時序變化來表徵和推論地表植被動態是常見的應用方法，尤其是 NDVI 被廣泛用來描述植被演替 (Succession) 或復育概況 (João *et al.*, 2018、Song &

Woodcock, 2003)。然而，許多探討干擾恢復的研究指出，在早期演替階段因先鋒植被的快速定殖生長，容易導致以近紅外光 (Near infrared, NIR) 進行波段組合的 NDVI 很容易面臨飽和效應問題，對於再生植被的冠層結構估計具有不確定性 (Pickell *et al.*, 2016、Masseti *et al.*, 2019)。因此有部分研究建議採用對纖維素和木質素等木本結構化合物敏感的短波紅外光 (Short-wave infrared, SWIR) 波段 (Jacques *et al.*, 2014)，組合計算的植生指標更適合用來評估復育植被的冠層結構屬性，例如常態化燃燒比指標 (Normalized burn ratio, NBR) 或森林恢復指數 (Forest recovery index, FRI) 等 (Hislop *et al.*, 2018、Morresi *et al.*, 2019、White *et al.*, 2017)。

從植生指標的時間序列可以產生描述一地植被生長歷史的光譜軌跡，推論植被物種組成或冠層結構發展。冠層的物理結構很大的程度決定了生態系功能 (Wulder *et al.*, 2004)，明確的冠層結構量測對於評估植被復育狀況更具有意義。雖然由光學遙

¹ 國立彰化師範大學地理學系 博士

² 國立彰化師範大學地理學系 教授

³ 國立彰化師範大學地理學系 副教授

* 通訊作者, E-mail: pths5000@gmail.com

收到日期：民國 113 年 09 月 26 日

修改日期：民國 113 年 10 月 22 日

接受日期：民國 113 年 11 月 01 日

測資料推估森林結構特性已經證明其可行性，但估算的準確性通常會隨著生物量 (Biomass) 和葉面積指數 (Leaf area index, LAI) 的增加而降低 (Foody *et al.*, 2001、Hudak *et al.*, 2002)，對高密度森林的結構估計相關性僅介於 0.11 至 0.41 之間 (Ma *et al.*, 2018)。空載光達 (Airborne LiDAR) 是一種主動式的遙測技術，能夠在更大的空間尺度上準確測量植被三維特徵，提供森林結構屬性的量化數據 (Drake *et al.*, 2002)。相對於衛載光學影像，空載光達獲取資料的空間範圍及頻率仍有限，難以即時且全面性的量測。為了滿足更全面的測繪調查需求，結合光學遙測與空載光達資料建立冠層結構推估模型的方法能補充測繪調查的時空限制，描述受干擾地區的植被動態，進而更好的估計森林生態系的干擾恢復狀況 (Bolton *et al.*, 2020、Senf *et al.*, 2019)。

臺灣受到地理位置影響，頻繁面臨地震、颱風和強降雨事件的威脅，易引發土砂災害造成大量損失，也影響山地森林生態系的功能。崩塌是上游集水區主要的土砂災害類型，也是山區森林最主要的林分替代 (Stand-replacing) 干擾。遙測技術適合評估區域尺度的崩塌地植被恢復，從少量不連續的觀測雖然能呈現邊坡滑動後與當前植被狀態的差異，但很難反映植被再生過程的高度變異性。時間序列的分析能更全面地在不同空間、時間尺度上重構干擾事件後的恢復變化 (Banskota *et al.*, 2014)，並透過長期趨勢來推論不同恢復階段的植被狀況，提供有關坡地復育動態的見解。本研究以鮮少人為活動的濁口溪集水區為研究區，利用時間序列光學遙測影像結合多期空載雷射掃描產製的樹冠高程模型，分析 2009 年莫拉克風災後大規模崩塌地植生光譜與結構的恢復過程。研究目的為探索機器學習方法建立冠層結構推估模型的可行性，比較植生光譜與結構的恢復速率差異，藉此評估坡地森林復育的進程。

2. 材料與方法

2.1 研究區域

研究範圍以高屏溪上游的濁口溪集水區為主

(圖 1)，集水面積約 378 km²，海拔高度介於 87 至 3,287 m，坡度多介於 15° 至 86° 間，整體地勢向西傾斜，坡向多為西南坡。集水區內包含馬里山溪、山花奴奴溪及溫泉溪三條主要支流，出露地層以畢祿山層及潮州層為主。氣候上屬亞熱帶季風氣候區，年平均降雨量約 2,918 mm，90% 以上的降雨量及中在 5~10 月，年均溫約 22.9 °C。集水區內多為自然植被覆蓋，人為開發區域少，國土利用調查資料顯示集水區內聚落及農業使用土地面積僅占 1.62%。依據林業署全島崩塌判釋圖資顯示，2009 年莫拉克風災過後，集水區崩塌面積增加至 3,539.51 ha，相較災前大約增加了 3,190.86 ha 的崩塌地，流域崩塌比由 0.92% 上升至 9.35%，突顯該場風災事件對研究區地表覆蓋變化的影響甚鉅。

2.2 研究材料

2.2.1 衛載光學影像及前處理

研究蒐集莫拉克風災後至 2023 年間共 198 幅多光譜衛星影像，為 Landsat、SPOT 系列與 Sentinel-2 等三類資源衛星所拍攝 (附錄補充資料表 1)。Landsat 影像材料由 USGS 的 EarthExplorer 平台取得，為 Level-2 的地表反射率產品，包含可見光、NIR 以及 2 個 SWIR 波段，其中 Landsat-7 ETM+ 因掃描器故障導致影像資料有條帶缺失的情況，採用遙測影像處理軟體 ENVI 的 Gapfill 擴充套件進行空隙像元填補。Sentinel-2 為歐洲太空總署 (European space agency, ESA) 的光學衛星，哥白尼計畫開放存取中心平台 (Copernicus open access hub) 提供 Level-1C 等級的大氣層頂反射率產品。SPOT 為法國的商業資源衛星，研究使用 SPOT-4、SPOT-5、SPOT-6 及 SPOT-7 感測器拍攝之多光譜影像，其中 SPOT-4 與 SPOT-5 影像為綠光、紅光以及 NIR 與 SWIR 波段組成，而 SPOT-6 及 SPOT-7 則為可見光與 NIR 波段組成。在時間序列影像分析上，影像的大氣校正或相對輻射校正是必要的前處理流程，才能確保穩健且一致的結果 (Banskota *et al.*, 2014)。材料中僅 Landsat 影像為地表反射率產品，故將 Sentinel-2 影像及 SPOT 影像分別採用遙測影像處

理軟體 ENVI 的 FLAASH 與 QUAC 大氣校正模組進行地表反射率估算。由於感測器影像的空間解析度差異，前處理過程中統一重新取樣 (Resample) 為 30 m 解析度，參考 Landsat 影像採共同記錄 (Co-registration) 的方法調整像元至一致的地理位置，且去除雲遮像元補為空值。

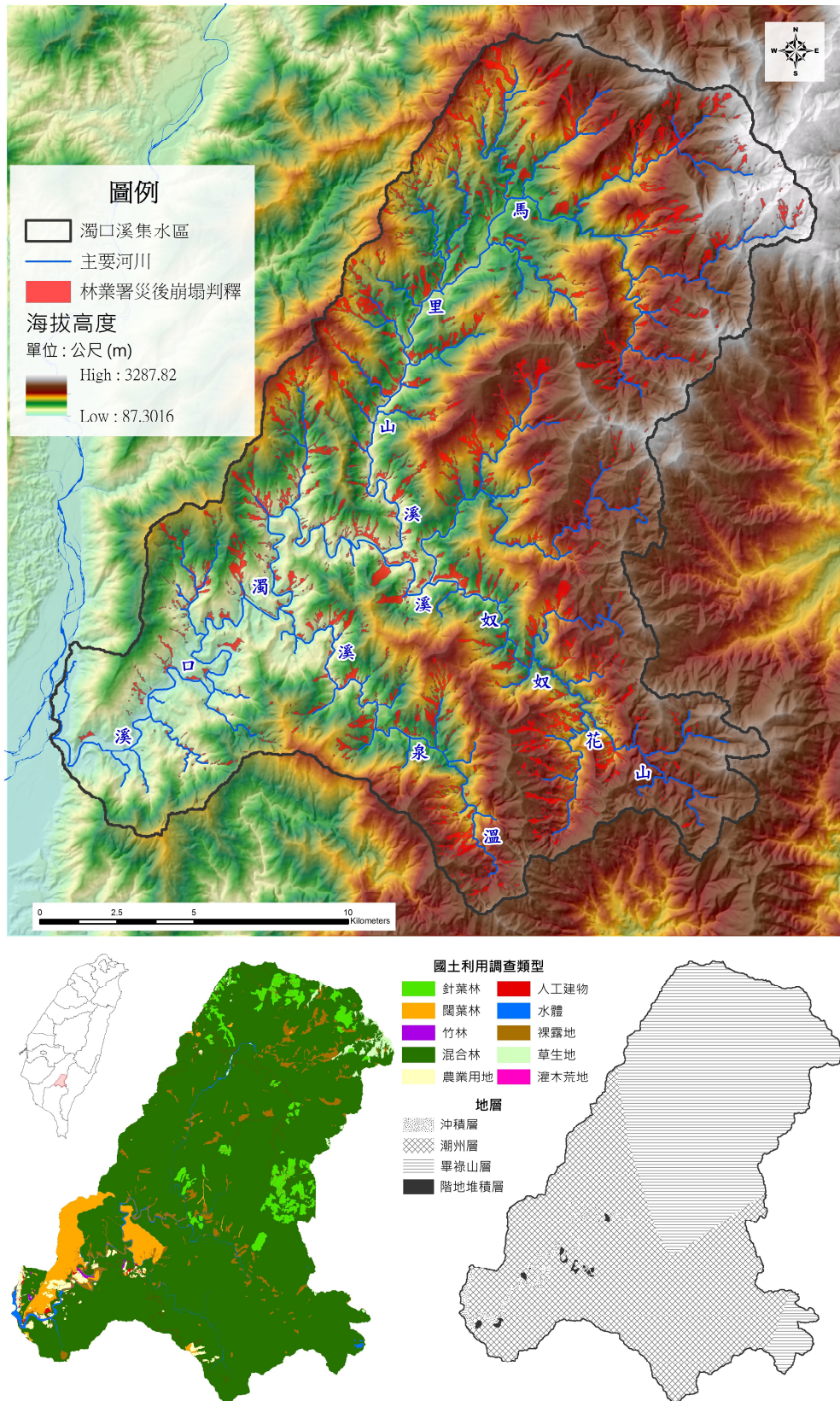


圖 1 研究區及莫拉克風災崩塌地位置圖

2.2.2 冠層高度模型

空載光達的雷射掃描能穿透植被冠層，密集地獲取地表及植被結構的三維點雲資料。透過點雲分類與內插轉換可以產生高精度的數值地表模型 (Digital surface model, DSM) 與數值高程模型 (Digital elevation model, DEM)，經由兩者相減獲得代表地表植被高度的冠層高度模型 (Canopy height model, CHM)，可作為量化植被結構的基礎資料。農業部林業試驗所於 2021 年期間針對位於濁口溪集水區的六龜試驗林進行空載光達掃描，同時也蒐集內政部國土測繪中心於 2010~2012 年及 2016 年間施測成果加值產製了空間解析度 1 m 的冠層高度模型，提供本研究分析莫拉克災後三個時段的復育植被冠層變化。

2.2.3 植生指標與冠層結構指標計算

為了估計崩塌地的復育植被生長狀況，研究選擇 NDVI 及 NBR 兩個植生指標來估計植生光譜特徵變化，兩者公式分別為：

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \dots\dots\dots (1)$$

$$NBR = \frac{(NIR-SWIR_2)}{(NIR+SWIR_2)} \dots\dots\dots (2)$$

式中 NIR 為近紅外光波段，R 為紅光波段。NBR 是採用波長大於 2,000 nm 的短波紅外光 (SWIR₂) 與近紅外光波段進行組合計算，在研究材料中只有 Landsat 及 Sentinel-2 影像可以計算，故 NBR 時間序列的資料頻率要低於 NDVI。

冠層高度模型是代表地上植被高度的數值模型，在以面積為基礎 (Area-based approach, ABA) 方法的操作下，可以計算區域或林分尺度的冠層結構量化指標 (White *et al.*, 2016)。研究劃設 30 × 30 m 的空間單元，並對齊 30 m 解析度的光學影像像元位置，依循 ABA 的方法將 CHM 計算為 2 個基本冠層結構指標，藉此估計植被的結構變化。第 1 個冠層結構指標為平均冠層高度 (Mean top-of-the-canopy, TCH)，代表像元空間範圍內植被冠層高度的平均值，計算公式如下：

$$TCH = \frac{\sum_{i=1}^N CHM_i}{N} \dots\dots\dots (3)$$

式中 CHM_i 為空間單元內第 i 個 CHM 值； N 為空間單元內 CHM 像元數量，在本研究中設定為常數 900。第 2 個冠層結構指標為樹冠層覆蓋率 (Canopy cover ratio, CCR)，代表空間單元內植被高度大於 2 m 的木本植被覆蓋比例 (Ahmed *et al.*, 2015、Smith *et al.*, 2009)，其公式為：

$$CCR = \frac{n_{CHM_i}}{N} \times 100, CHM_i \geq 2 m \dots\dots\dots (4)$$

其中 n_{CHM_i} 為空間單元中 CHM 值 ≥ 2 m 的像元數量。

2.3 研究方法

2.3.1 崩塌判釋與復育像元位置判定

利用 2009 年莫拉克災後 10 月 30 日拍攝的 Landsat 影像，以物件式影像分析 (Object-based image analysis, OBIA) 方法進行影像物件分割後，並以物件 NDVI 平均值 0.05 為門檻標準，劃分為植被及非植被物件。再進一步透過人工編修方式去除河道灘地、道路建物等非植被物件，保留代表崩塌地的非植被物件遮罩來判釋崩塌範圍。最終依據農村發展及水土保持署的大規模崩塌地定義，選取崩塌面積大於 10 ha 為分析樣區。由於崩塌地的復育植被通常是非均質分布，且具高度空間變異。為了判定植被長期穩定再生的位置，透過統計檢定災後影像像元的 NDVI 時序趨勢，藉此區分樣區內發生復育及維持裸露的位置。Mann-Kendall (MK) 檢定方法被廣泛應用於時間序列趨勢檢定上，為無母數統計方法，用來判定時間數列是否具有顯著趨勢特性 (Hamed & Rao, 1998)。相較於其他趨勢檢定方法，如最小二乘法或 Cox-Stuart 檢定，MK 趨勢檢定不受極端值及缺漏資料影響，考量特定時間點與先前時間點的資料大小關係，更適合應用於時間序列資料。其方法如下：

當一組時間序列 (t_1, t_2, \dots, t_n) 其觀測值為 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，Mann-Kendall 檢定統計量 S 為：

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_i - x_j), \text{sgn}(x_i - x_j) = \begin{cases} +1, & x_i - x_j > 0 \\ 0, & x_i - x_j = 0 \\ -1, & x_i - x_j < 0 \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

其中 n 是時間序列資料的數量， x_i 和 x_j 分別是時間序列 t_i 和 t_j ($j > i$) 的觀測值。變異數 $Var(S)$ 計算為：

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \dots\dots\dots (6)$$

當 $n \geq 10$ 時，檢定統計量 S 近似標準常態分布，平均值為 0，標準常態檢定統計量 Z_s 計算方程式為：

$$Z_s = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{Var(S)}} & S > 0 \\ 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{S-1}{\sqrt{Var(S)}} & S < 0 \end{cases} \dots\dots\dots (7)$$

顯著水準 $\alpha = 0.05$ 情況下， $Z_s \geq Z_{\alpha/2} = |\pm 1.96|$ 代表趨勢變化具統計上的顯著意義。當顯著的 Z_s 正值時為漸增趨勢，代表該像元位置發生穩定植被復育；相對地， Z_s 負值的漸減趨勢或趨勢不顯著代表維持裸露。

2.3.2冠層結構推估模型

由於可取得的 CHM 資料在時間頻率與空間範圍上皆不完全，研究透過模擬方法來推演更大時空尺度的植被結構變化。應用傳統參數方法 (例如多元回歸) 建立植生光譜變量與冠層結構關係時，對於冠層結構變異大的地區通常很難得到良好的結果 (Chen & Hay, 2011)；而非參數機器學習模型能處理複雜的非線性關係，甚至可以接受高維度特徵資料的輸入，在估計冠層結構方面具有相當好的效果 (Ahmed *et al.*, 2015、Matasci *et al.*, 2018、Viana-Soto *et al.*, 2022)。在模型預測變量方面，選擇八個與植生結構相關的光譜變量：NDVI、NBR、纓帽亮度 (Tasseled cap brightness, TCB)、綠度 (Tasseled cap greenness, TCG)、濕度 (Tasseled cap wetness, TCW)、纓帽角度 (Tasseled cap angle, TCA)、纓帽距離 (Tasseled cap distance, TCD) 以及時間標準化干擾指數 (Temporal standardized disturbance index, DI_t)。NDVI 是最廣泛應用的植生指標，NBR 是使

用 SWIR 波段組合的植生指標。纓帽轉換 (Tasseled cap transform, TCT) 是分析森林結構、狀態或變遷時常用的線性轉換方法，將多光譜波段轉為反應植被亮度、綠度及濕度的特徵分量。由 TCG 及 TCB 兩個分量構成的植生平面中，亮度與綠度形成的角度 (TCA)代表了植生與非植生的組成比例 (Gómez *et al.*, 2011)；而 TCD 則是植生平面內亮度與綠度的距離，被用來描述森林的結構和組成 (Duane *et al.*, 2010)。干擾指數是由標準化 TCB、TCG 及 TCW 進行組合計算 (Healey *et al.*, 2005)，用來衡量森林干擾受損或恢復的狀況。de Beurs *et al.* (2019) 則提出改以時間序列標準化來組合計算 DI_t，不易受到季節物候影響而能穩定評估特定地點的干擾恢復變化。因纓帽轉換方法是依據固定的變換矩陣來轉換，須參考研究文獻的率定係數 (Crist, 1985、Huang *et al.*, 2002、Zhai *et al.*, 2022)。由於模型預測變量包含 NBR 與 TCT 方法衍生的光譜變量，須具有 SWIR₂ 波段與可信賴的 TCT 率定係數來轉換，故本研究的冠層結構模型僅對 Landsat 時間序列影像進行反演。

隨機森林 (Random forest, RF) 是多決策樹 (Decision tree, DT) 集成的機器學習演算法，每個 DT 會從原訓練樣本中抽取部份樣本進行訓練，從特徵集中隨機抽取 k 個特徵做為節點輸入，以 Gini 指數最小化的原則選出最佳屬性進行內部節點連結，最終集合 N 棵樹的決策結果來對樹的回歸預測值進行平均 (Breiman, 2001)。由三期 CHM 估算的冠層結構指標代表了不同恢復階段的植被狀況，研究選擇與六龜試驗林 CHM 資料時間最為相近的 Landsat 影像建立預測變量，在崩塌地及周邊良好森林覆蓋區提取三期資料樣本進行建模。這些混合樣本將隨機切分為 2/3 的率定資料及 1/3 驗證資料，最終以驗證樣本的決定係數 (Coefficient of determination, R²)、均方根誤差 (Root-mean-square Error, RMSE) 及偏誤值 (Bias) 來評估模型效能，並以散點圖檢核預測結果。模型率定及預測皆在 R

語言 (version 4.1.0) 環境下的 random Forest 套件進行。

2.3.3 恢復軌跡與恢復速率估計

為比較植生光譜與冠層結構的恢復速率差異，在每個像元位置上提取 NDVI、NBR、TCH 及 CCR 四項植被特徵的時間序列資訊，將影像時間換算為儒略日，定義 2009 年 8 月 8 日莫拉克風災為干擾發生日，並將所有時間轉換為距干擾發生時間 (Time since disturbance, TSD)。依復育發展假說，干擾後因空間及限制資源的釋放，預計會呈現快速成長，經歷競爭作用後逐漸降低增長速率而趨於穩定，因此適合以對數模型來描述恢復軌跡 (Senf *et al.*, 2019)。研究採用的自然對數擬合方程式為：

$$y(t) = a \cdot \ln(t) + b \dots\dots\dots (8)$$

其中 a 為回歸模型斜率， b 為截距值。 t 為 TSD，單位為日。 $y(t)$ 為干擾發生 t 日後，模型預估的植生特徵值。在對數模型中，斜率 a 會直接影響恢復速率的估計，也代表每個位置植被恢復狀況的好壞。由於植生復育具有高度的空間異質性，依四項植被特徵恢復軌跡的斜率進行 K-means 集群分析，將所有復育位置分為良好恢復、中等恢復與些微恢復三個等級。每個等級群組計算組內軌跡模型的平均決定係數 R^2_n 來描述擬合程度，並以斜率排序中位數的恢復軌跡為代表，藉此評估不同恢復時間下植被特徵的變化 (圖 2)。此外，將崩塌樣區周邊未遭受干擾的成熟森林覆蓋像元，統計四項植被特徵的中位數作為森林參考閾值，可以透過下列公式自恢復軌跡反推到達成熟林分條件的可能恢復時間。

$$t = e^{\frac{MF_{ref} - b}{a}} \dots\dots\dots (9)$$

式中 e 為自然常數， MF_{ref} 為成熟林分參考值， a 與 b 為代表軌跡對數模型的斜率及截距值。而從恢復軌跡估計特定時間的植生特徵可以計算植生恢復比 (Vegetation recovery ratio, VRR)，反映該時間段復育植被相對於成熟林分條件的恢復程度。VRR 的公式如下：

$$VRR(\%) = \frac{y(t)}{MF_{ref}} \times 100 \dots\dots\dots (10)$$

3. 結果

3.1 崩塌地復育位置判定

經災後崩塌判釋結果，共選擇了 35 個大規模崩塌為研究分析樣區，總面積為 756.45 ha。沿崩塌樣區邊緣向外 90 m 範圍，NDVI 趨勢檢定顯示無顯著變化或漸增趨勢的森林覆蓋像元被定義為成熟林分位置，提供衡量成熟森林的植生特徵參考標準。崩塌地災後 NDVI 的趨勢檢定結果顯示，約 83.83% 的崩塌地表有發生植被恢復 (圖 3)。所有崩塌樣區中僅有 4 個崩塌地的復育比例小於 60%，3 個崩塌地的復育比例達 70%，其餘 28 個崩塌地的復育比例高於 80%，顯示災後至今大部份崩塌地表皆有穩定植被再覆蓋，具有明確的演替發展。

3.2 冠層結構模型效能評估

從研究區內六龜試驗林三期資料中共取得 68,003 筆樣本，以其中 45,421 筆樣本作為模型訓練，其餘為獨立驗證樣本。圖 4 為冠層結構模型的驗證結果，1:1 的驗證預測散點圖顯示 RF 模型具有良好預測效能，TCH 以及 CCR 的推估模型的 R^2 均達到 0.9 以上。TCH 模型的 RMSE 表現為 1.75 m，但 Bias 顯示整體模型有些微高估 (0.11 m) 的情形。雖然 CCR 模型在 R^2 表現略優於 TCH 模型，但 RMSE 為 8.88%，且散點圖表現更為分散，也存在些微偏差 (Bias = 0.32%)，模型準確度明顯較低。進一步檢視驗證樣本的預測殘差分布 (圖 5)。很明顯地，無論是 TCH 或 CCR 推估模型，殘差分布皆呈現低者高估、高者低估的情形。即使兩者模型的偏誤表現很小，殘差分布並非隨機，且在預測散點圖中可以發現趨勢斜率小於 1 的情形，說明以植生光譜變量建構的推估模型仍存在限制因素。

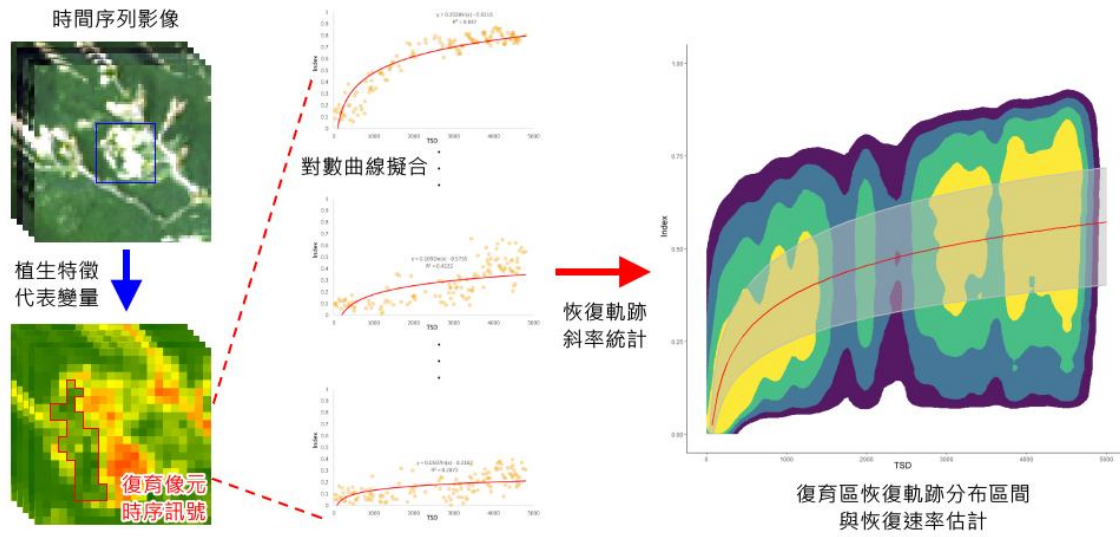


圖 2 復育區恢復軌跡及速率估計流程圖

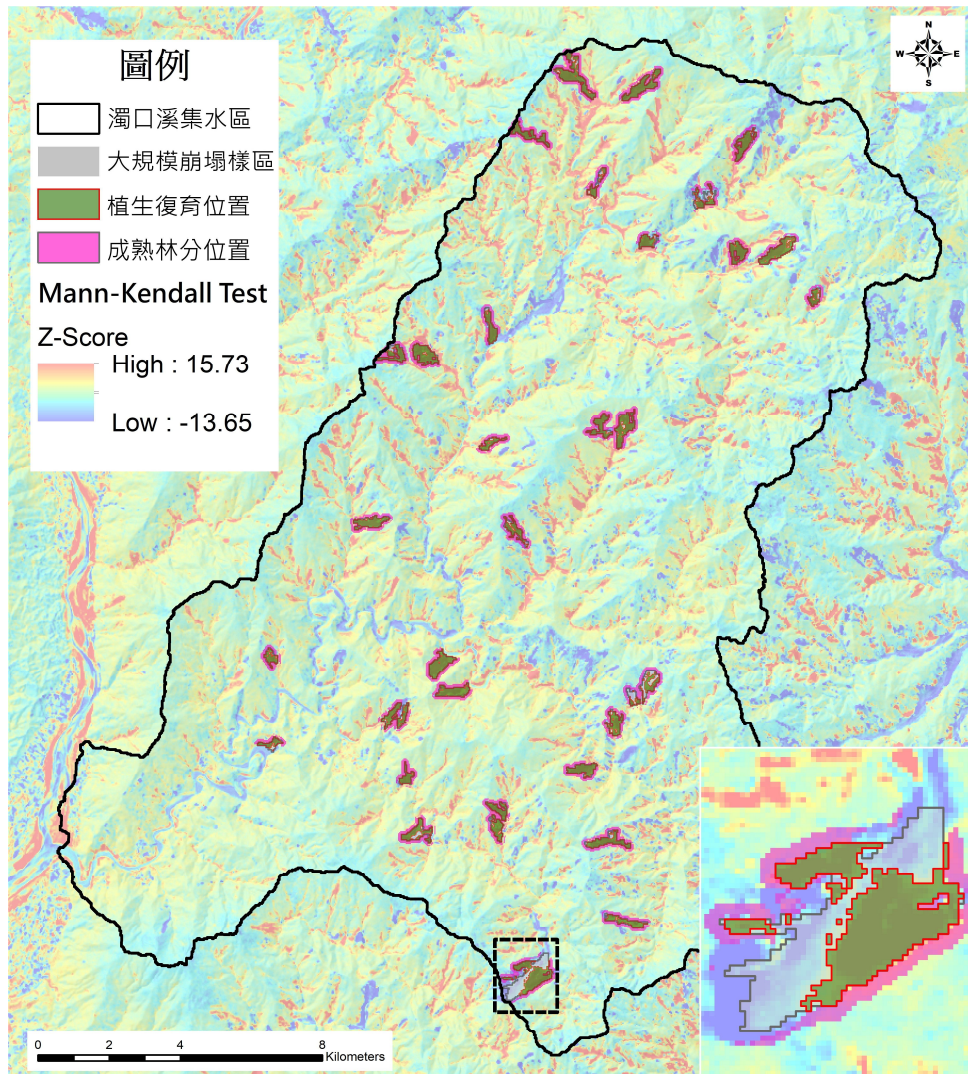


圖 3 崩塌樣區 NDVI MK 趨勢檢定與復育位置判定結果圖

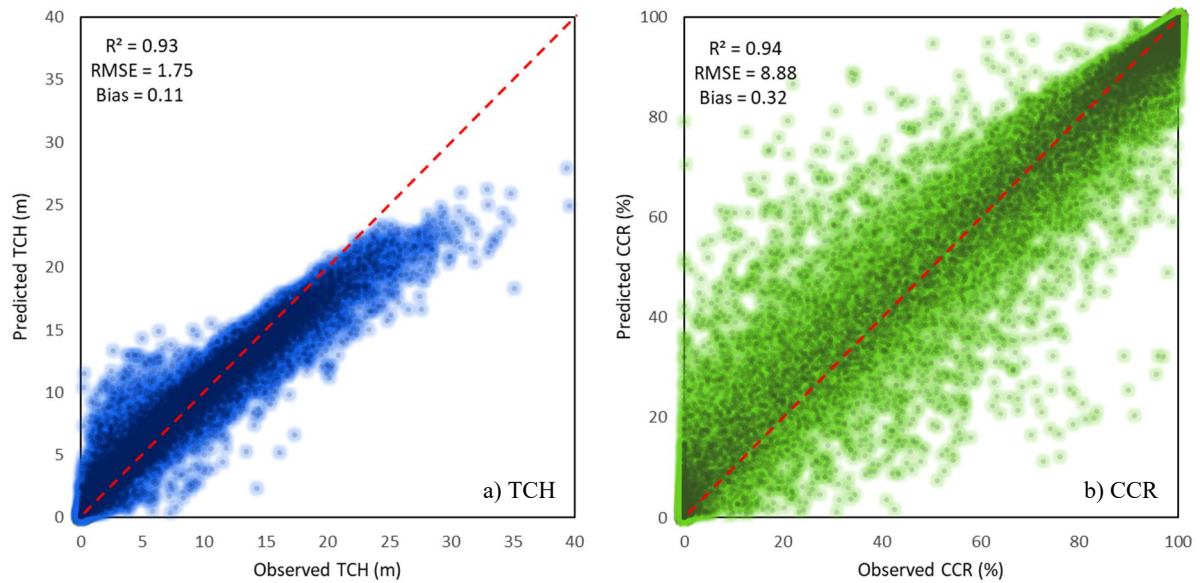


圖 4 冠層結構推估模型驗證樣本預測散點圖

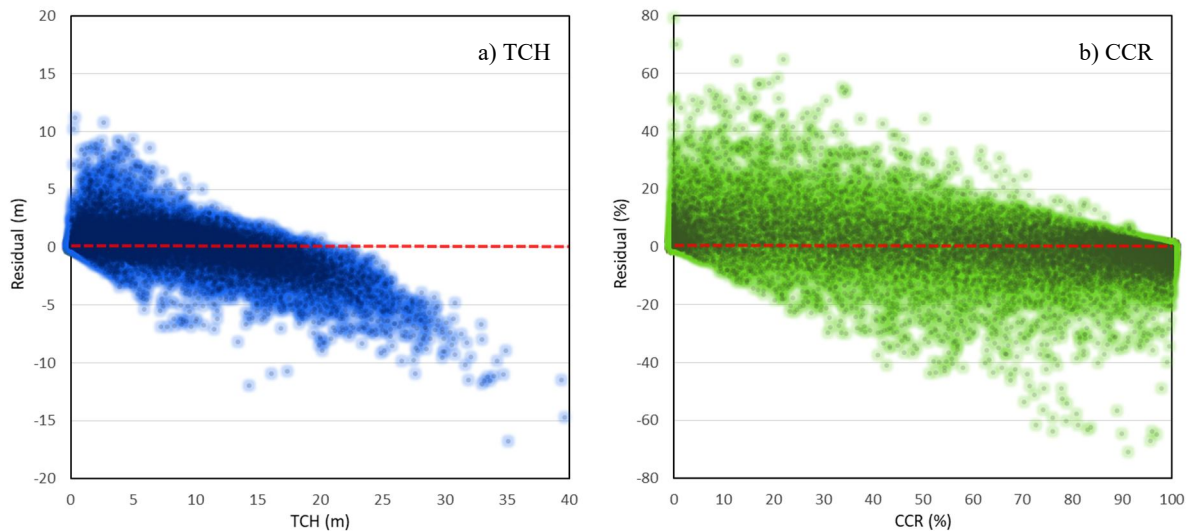


圖 5 冠層結構推估模型驗證樣本預測殘差圖

3.3 植生恢復軌跡差異

四項植生特徵恢復軌跡斜率的 K-means 集群分析結果摘要如表 1。雖然有 83.83% 的崩塌位置有顯著的 NDVI 穩定恢復訊號，但其中超過一半（崩塌樣區總面積 41.78%）屬於些微恢復，約 27.98% 的崩塌樣區為中等恢復，僅 14% 的崩塌位置有良好植被恢復（圖 6）。在恢復等級群組的組內恢復軌跡擬合度表現顯示，NDVI 具有最佳的平均擬合度 (R^2_n) 表現，CCR、TCH 依序次之，NBR 的組內平均擬合度表現最差。隨著恢復等級增加，植生特徵的平均擬合度表現顯著增加（表 1）。從些微恢復到

良好恢復群組，NDVI 的 R^2_n 表現從 0.48 上升到 0.78，CCR 及 TCH 的 R^2_n 表現也分別增加至 0.72、0.62，而 NBR 的 R^2_n 僅從 0.12 上升到 0.45。對於恢復程度差的位置，在植生光譜及反演結構的時間序列資料通常更具變異性，有時經歷急遽短期恢復後又遭受侵蝕，導致植被增長訊號不平穩，雖然有顯著的再植被趨勢，但通常很難恢復到更好的植被狀況。相反的，恢復程度好的位置，復育植被多能穩定成長，光譜與結構的時序變異相對小，對數曲線能更好地描述其軌跡變化。

圖 7 顯示所有復育位置的恢復軌跡分布狀況，相較於植生光譜，結構的恢復軌跡分布呈現明顯的

正偏態，近 50 % 的恢復軌跡保持低度結構增長趨勢，指示了些微恢復等級的復育位置即便有明顯的光譜恢復，然而結構的增長仍十分有限。從各恢復等級的代表軌跡估計光譜及結構特徵的 VRR 變化 (表 2)，災後 15 年 (2024 年)，所有復育位置已有顯著的植生光譜恢復 (附錄補充資料圖 1)，即使是恢復最差的些微恢復等級其植生指標的 VRR 值也多半能恢復到 40%~50%，但結構上發展緩慢，VRR 多在 15% 以下。恢復速率最快的好恢復等級中，NDVI 的 VRR 表現已經可達到 100%，NBR 的 VRR 也可恢復至 90%；在冠層結構的估計上，顯示了大比例的本木植被 (TCH=7.97 m, CCR=73.26%)，已具備森林結構的組成特徵。由代表軌跡推算到達森林參考閾值 (即 VRR 100%) 的復育時間 (表 1)，

僅在良好恢復等級位置有望百年內恢復至成熟林分的水準，NDVI 在 15 年內已經達到門檻條件，而 NBR 則需約 29 年；冠層結構的恢復相顯緩慢，CCR 要將近花費 41 年，TCH 則估計需要 95 年來恢復至成熟林分水準。中等恢復等級的 NDVI 代表軌跡也顯示有機會在災後 44 年到達成熟林分水準，但 NBR 訊號到達門檻值的時間可能長達 264 年之久；結構訊號方面雖能在 90 年後恢復到高木本植被組成特徵 (TCH ≥ 5 m, CCR ≥ 60%)，卻難以持續成長至成熟林分水準。些微恢復等級的代表軌跡在長期恢復下均呈現明顯的遲緩增長 (表 2)，災後百年仍缺乏木本植被組成 (TCH < 2 m, CCR < 20%)，很可能發生演替序列停滯，停留在演替初期的植物相。

表 1 各等級群組的植生特徵恢復軌跡表現與森林復育時間估計

指標	成熟林分參考值	恢復等級	R ² _n	代表軌跡估計方程式	森林復育時間 (年)
NDVI	0.823	良好	0.78	$y = 0.178 \ln(x) - 0.705$	14.64
		中等	0.68	$y = 0.145 \ln(x) - 0.580$	43.61
		些微	0.48	$y = 0.093 \ln(x) - 0.394$	∞
NBR	0.626	良好	0.45	$y = 0.092 \ln(x) - 0.226$	28.8
		中等	0.28	$y = 0.065 \ln(x) - 0.120$	264.1
		些微	0.12	$y = 0.027 \ln(x) + 0.036$	∞
TCH	12.42	良好	0.62	$y = 2.413 \ln(x) - 12.807$	95.02
		中等	0.49	$y = 0.943 \ln(x) - 4.316$	∞
		些微	0.32	$y = 0.256 \ln(x) - 0.854$	∞
CCR	93.03	良好	0.72	$y = 19.671 \ln(x) - 96.084$	40.99
		中等	0.58	$y = 10.590 \ln(x) - 49.830$	∞
		些微	0.34	$y = 3.050 \ln(x) - 13.931$	∞

標記"∞"為復育時間大於 1,000 年，代表難以恢復到成熟森林水準。

表 2 代表恢復軌跡估計不同時間的 VRR 變化表

恢復等級	指標	距干擾發生時間 (年)								
		3	7	10	15	20	25	30	50	100
良好恢復	NDVI	65.72%	84.04%	91.76%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	NBR	66.76%	79.21%	84.46%	90.41%	94.64%	97.92%	100.00%	100.00%	100.00%
	TCH	32.87%	49.33%	56.26%	64.14%	69.72%	74.06%	77.60%	87.53%	100.00%
	CCR	44.71%	62.63%	70.17%	78.74%	84.83%	89.55%	93.40%	100.00%	100.00%
中等恢復	NDVI	52.84%	67.77%	74.05%	81.20%	86.27%	90.20%	93.41%	100.00%	100.00%
	NBR	53.51%	62.30%	66.01%	70.22%	73.20%	75.52%	77.41%	82.72%	89.92%
	TCH	18.39%	24.82%	27.53%	30.61%	32.80%	34.49%	35.87%	39.75%	45.02%
	CCR	26.11%	35.76%	39.82%	44.43%	47.71%	50.25%	52.32%	58.14%	66.03%
些微恢復	NDVI	31.22%	40.79%	44.82%	49.40%	52.66%	55.18%	57.24%	63.01%	70.84%
	NBR	35.94%	39.59%	41.13%	42.88%	44.12%	45.08%	45.87%	48.07%	51.06%
	TCH	7.55%	9.30%	10.03%	10.87%	11.46%	11.92%	12.30%	13.35%	14.78%
	CCR	7.97%	10.75%	11.92%	13.25%	14.19%	14.92%	15.52%	17.20%	19.47%

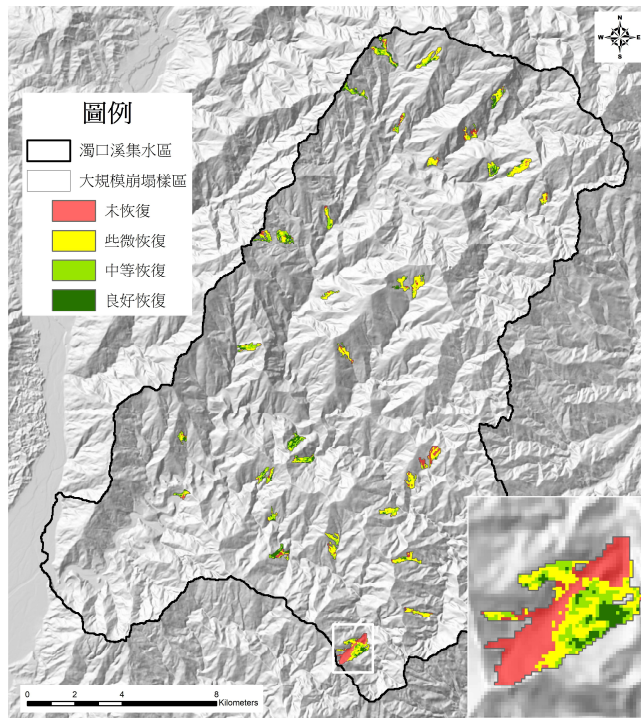


圖 6 崩塌樣區恢復等級位置分布圖

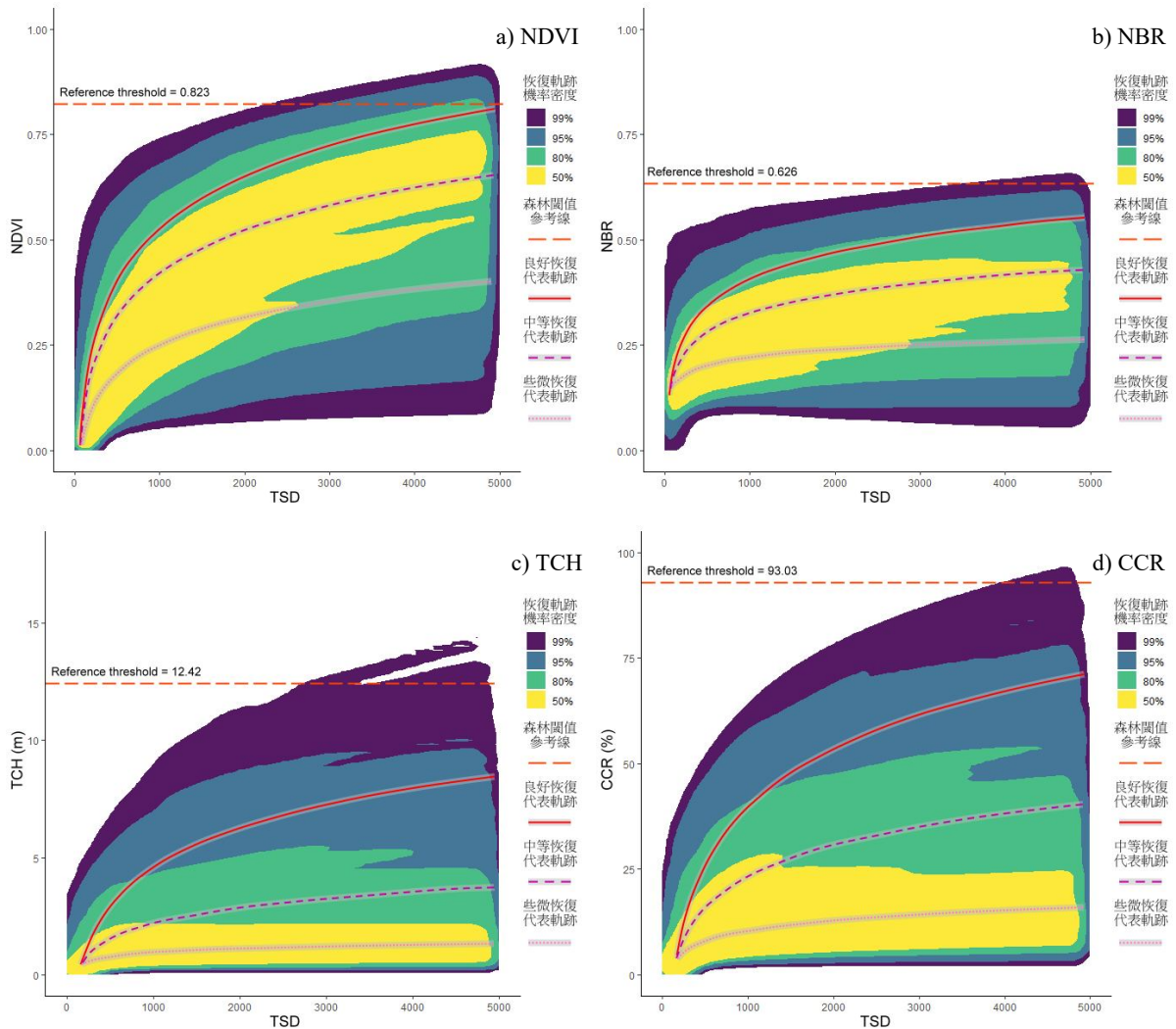


圖 7 植生光譜及結構指標恢復軌跡分布圖

4. 討論

4.1 冠層結構模擬的可行性

利用現有的時間序列光學影像及空載光達推導的冠層結構屬性，來模擬缺乏冠層結構測量的位置或資料時段是具有良好的應用潛力，這表明了兩種遙測資料的結合對於了解復育植被如何隨時間發展具有重大意義。本文利用 RF 建模方法取得了良好預測的結果，但估計上仍存在少許偏差，且殘差分布顯示隨冠層結構的增加，預測誤差會有從高估轉向低估的趨勢。同樣以機器學習模型來推估冠層結構的研究文獻顯示 (Ahmed *et al.*, 2015、Bolton *et al.*, 2018、Bolton *et al.*, 2020、Matasci *et al.*, 2018、Viana-Soto *et al.*, 2022)，這些模型方法通常有良好的 R^2 表現 (0.62~0.88)，TCH 的 RMSE 多介於 1.87 m ~ 2.88 m 之間，而 CCR 的 RMSE 多在 0.07% ~ 18.73%，且模型多半存在些微偏差。本研究的預測模型相較這些文獻，效能評估指標表現相對良好，但所有文獻與本研究模型的 1:1 預測散點圖存在「天花板效應」，高冠層結構的樣本明顯被低估，這反映了植生光譜相關變量在估計封閉冠層結構的侷限性，以及林下土壤及冠層表面濕度造成的影響 (García *et al.*, 2018)。而模型對低冠層結構的高估問題可歸因於植生指標對冠層結構的中度相關性，使得模型估計上容易出現錯誤和不確定性 (Glenn *et al.*, 2008)。通常在演替初期，良好的恢復條件下濃密的先鋒草本會產生強烈的植生指標訊號，即便是稍後演替序列物種的進入，混合光譜也難以正確估計冠層結構的特性。預測殘差圖顯示，林分平均高度達 5 m 的幼齡林存在嚴重高估情形，當成熟林分高度超過 30 m 時也更容易出現低估 10 m 以上的情形；而在樹冠層覆蓋率的模擬，隨著實際覆蓋率增加至 70%，高估的殘差離群值逐漸減少，相對地，低估的殘差離群值隨著實際覆蓋率增加，在 CCR 90% 容易發生嚴重低估情形。因此，在單期光學影像的反演上，不建議使用冠層結構模型來估計未密集成林的次生林或初期演替階段的復育地，對於冠層高度封閉且林分高度超過 30 m 以上的林地同樣也

不是理想的估計對象，以避免嚴重偏估的風險。若應用模型分析長期植被結構變化，則建議將模擬的多期冠層結構結合回歸方法估計代表值，或者將一年內多期影像的反演結果平均，降低極端偏估帶來的影響。總體來說，使用光學影像模擬冠層結構是種經濟有效的方法，可以在時間及空間向度上擴展產生更全面的估計結果，大幅度補充了植被動態資訊，然而準確度的問題無法完全取代詳細的現地調查量測，仍需在兩者之間權衡。

4.2 森林復育時間的估計差異

時間序列的分析方法在追蹤植生恢復過程具有相當的優勢，恢復軌跡的差異也確實反映了復育發展的空間異質性，大多數崩塌坡面能夠在長期恢復下發生再植被，卻不一定能穩定發展成林，每個坡面位置受到地形、遺留物、種子庫或侵蝕作用等因素影響，植被演替恢復的速率差異很大 (宋承恩等, 2022、林國聖等, 2023)。許多文獻顯示以植生指標估計林分替代後恢復至災前水準的時間可能短於 10 年 (Hislop *et al.*, 2018、Jin *et al.*, 2012、Pickell *et al.*, 2016、Shen *et al.*, 2020)，部份研究則認為森林光譜恢復需十幾年 (Cuevas-González *et al.*, 2009、Morresi *et al.*, 2019、Yunus *et al.*, 2020)，甚至二十年以上 (Chompuchan & Lin, 2017、Chu *et al.*, 2016)。對比之下，森林冠層結構的復育時間顯得更漫長。Senf & Seidl (2022) 指出歐洲大部分的溫帶森林的冠層覆蓋率在 30 年內可以恢復到干擾前水準，只有少數地區復育時間長達 100 年；Bartels *et al.* (2016) 的分析則認為寒溫帶針葉林的冠層覆蓋率及高度分別在干擾後 50 年與 100 年內達到最大值。對於熱帶森林，Suganuma & Durigan (2015) 在巴西的演替研究認為森林復育需要 70 年或更長的時間才有辦法達到原始森林的植物相、冠層結構條件，Okuda *et al.* (2019) 分析馬來西亞熱帶森林的冠層高度恢復，估計在自然復育的情況下約需 80 年才可達到原始森林的水準。與溫帶森林相比，熱帶森林的冠層結構恢復沒有比較快，只是不同的個案研究呈現很大的差異。但絕大多數的研究論點都支持森林冠層結構的復育至少是數十年起算，相較於植

生光譜的恢復速率要慢上許多。在本研究分析中，良好恢復位置的 NDVI 的確能在 15 年到達恢復門檻，NBR 代表軌跡指示的復育時間也與文獻相近，森林冠層覆蓋率跟高度的復育時間也與其他林分替代干擾類型相似 (表 3)，似乎依循著常規的演替過程發展。中等恢復位置的植生指標在更長久的恢復下也有機會達到門檻，但演替森林的冠層結構條件遠不及成熟森林；而些微恢復位置的恢復狀況更糟，普遍為耐受度高的草本或矮灌等先鋒植被能定殖。這些恢復發展不佳的位置，本研究的分析無法確定是由已定殖的物種造成的競爭抑制 (Competitive inhibition)，或者是不穩定邊坡的惡劣條件造成的環境過濾 (Environmental filtering) 所

致，難以到達晚期演替的階段，部分恢復停滯且植被狀況極差的位置，存在土地退化的風險。

無論是文獻研究或本文的分析結果均證實由植生指標估算的光譜恢復時間是遠小於森林結構的恢復時間。特別是到演替中期階段，幼齡林逐漸發展至冠層封閉時會產生類似成熟林的光譜反應，飽和效應的問題導致植生指標不適合作為森林復育的評估指標 (White *et al.*, 2018)。相對於 NDVI，包含 SWIR 波段訊息的 NBR 在恢復速率的估計上確實更接近冠層覆蓋率的恢復，對於高度木本覆蓋的情況下仍存在飽和問題，缺乏區辨複雜結構差異的能力。僅使用植生指標來估計恢復速率顯然會得

表 3 相關文獻估計森林復育時間表

研究文獻	干擾類型	復育指標	森林復育時間 (yr)
Morresi <i>et al.</i> (2019)	野火	NDVI	11.10 ~ 12.18
		NDMI	10.08 ~ 11.53
		NBR	10.73 ~ 11.85
		NBR2	11.12 ~ 12.36
		FRI2	15.69 ~ 15.58
Shen <i>et al.</i> (2020)	崩塌	NDVI	5
Yunus <i>et al.</i> (2020)	崩塌	NDVI	18
Chompuchan & Lin (2017)	野火	NBR	23.38 ~ 27.29
		SWIR Band	4.8
Pickell <i>et al.</i> (2016)	野火、伐林	NBR	5.6
		NDVI	2.7
		TCG	1.7
		NDVI	5
Hislop <i>et al.</i> (2018)	野火	SAVI	5
		TCG	5
		TCA	5
		NBR	8
		NDMI	7
		TCW	8
		NBR2	9
		Jin <i>et al.</i> (2012)	野火
Cuevas-González <i>et al.</i> (2009)	野火	NDVI	> 13
		NDSWIR	> 13
Chu <i>et al.</i> (2016)	野火	FRI	30 ~ 47
Bartels <i>et al.</i> (2016)	野火、伐林	Canopy cover ratio (CCR)	50
		Tree height	100
		Basal area (BA)	200
		Basal area (BA)	15
Suganuma & Durigan (2015)	放牧、伐林	Canopy cover ratio (CCR)	30
		Total density of tree species	51
		Species richness	70
Okuda <i>et al.</i> (2019)	伐林	Canopy height	80
Senf & Seidl (2022)	暴風、蟲害、野火	Canopy cover ratio (CCR)	10 ~ >100

到過於樂觀的結果，然而光學影像容易取得且有大量歷史紀錄，以植生光譜來監測地表植被恢復仍是經濟簡單的作法；另一方面，植生指標對於檢測演替前期的植物相變化相當敏感，應用在植被復育分析仍具有很大的價值 (Chu & Guo, 2013、Fairbanks & McGwire, 2004、Hernández-Clemente *et al.*, 2009)。隨開放資料的發展，日後將有更多機會以低成本取得 LiDAR 或合成孔徑雷達 (Synthetic aperture radar, SAR) 資料，可望透過這些遙測材料進一步補充植被結構訊息。譬如高密度點雲的 LiDAR 資料得以估計更多樣的植被結構屬性，包含樹木胸徑 (Diameter at breast height, DBH)、葉面積指數 (Leaf area index, LAI)、高度百分位 (Height percentile) 與冠層返回密度 (Canopy return density) 等 (Liu *et al.*, 2018、Véga *et al.*, 2016)，或者由 SAR 的偏極訊號結合多光譜資訊建模，來估計更大時空尺度的植被結構變化 (García *et al.*, 2018、Shao *et al.*, 2017)。以更高的頻率獲取多樣化的結構訊息，將更清楚地釐清復育植被的組成、細部的冠層特徵與生物量的變化，有助於更全面地評估森林復育動態，並連結生態系功能的恢復討論。

5. 結論

時間序列光學影像提供了連續且密集的地表資訊，利用植被光譜特性設計的植生指標適合用來追蹤干擾後的植被再生情形。受到飽和效應的影響，植生指標對演替中後期的植被發展不敏感，容易高估恢復速率，即使是使用了對木本植被敏感的短波紅外光組合植生指標，仍然無法反映演替森林的結構變化，因此僅適合在演替初期階段應用。空載光達能準確量測冠層結構，並衍生結構指標來評估復育植被的發展，但受限於成本與獲取頻率難以長期全面的觀測。結合植生光譜變量來模擬冠層結構是可行的方法，機器學習模型雖然受到光譜變量的限制而有所偏估，仍可有效反演植被冠層結構變化，在時序軌跡擬合的方法下，降低模擬歧異值的影響，呈現冠層結構的增長趨勢並估計恢復速率。大規模崩塌的恢復速率並未比其他林分替代干擾要來的

快或慢，良好恢復位置有明顯的演替發展，預估百年內可以達到成熟林分的水準。由於崩塌復育不是空間均衡發展的過程，受到多重因素所控制，許多復育位置不見得會發生演替序列變化，導入時間序列的遙測方法能剖析局部區位的發展狀況，並整合植生光譜與結構訊息來更好地推論整體復育進程。

參考文獻

- 宋承恩、王韻皓、林國聖、王培蓉、詹進發、陳毅青、王素芬，2022。以多時期衛星影像及樹冠高程模型分析崩塌植生復育與影響因素，農業工程學報，68(4)：44-62，DOI：10.29974/JTAE.202212_68(4).0006。[Song, C.E., Wang, U.H., Lin, G.S., Wang, P.J., Jan, J.F., Chen, Y.C., and Wang, S.F., 2022. Analysis of the vegetation recovery and influencing factors for landslide restoration using multi-temporal satellite imagery and canopy height model, Journal of Taiwan Agricultural Engineering, 68(4): 44-62, DOI: 10.29974/JTAE.202212_68(4).0006. (in Chinese)]
- 林國聖、宋承恩、王素芬，2023。森林崩塌復育及影響因子分析，航測及遙測學刊，28(3)：157-175，DOI：10.6574/JPRS.202309_28(3).0002。[Lin, G.H., Song, C.E., and Wang, S.F., 2023. Analysis of forest restoration after landslide and the influencing factors, Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 28(3): 157-175, DOI: 10.6574/JPRS.202309_28(3).0002. (in Chinese)]
- Ahmed, O.S., Franklin, S.E., Wulder, M.A., and White, J.C., 2015. Characterizing stand-level forest canopy cover and height using Landsat time series, samples of airborne LiDAR, and the Random Forest algorithm, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 101: 89-101, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.11.007.
- Banskota, A., Kayastha, N., Falkowski, M.J., Wulder, M.A., Froese, R.E., and White, J.C., 2014. Forest

- monitoring using Landsat time series data: A review, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40(5): 362-384, DOI: 10.1080/07038992.2014.987376.
- Bartels, S.F., Chen, H.Y., Wulder, M.A., and White, J.C., 2016. Trends in post-disturbance recovery rates of Canada's forests following wildfire and harvest, *Forest Ecology and Management*, 361: 194-207, DOI: 10.1016/j.foreco.2015.11.015.
- Bolton, D.K., Tompalski, P., Coops, N.C., White, J.C., Wulder, M.A., Hermosilla, T., Queinnec, M., Luther, J.E., van Lier, O.R., Fournier, R.A., Woods, M., Treitz, P.M., van Ewijk, K.Y., Graham, G., and Quist, L., 2020. Optimizing Landsat time series length for regional mapping of lidar-derived forest structure, *Remote Sensing of Environment*, 239, 111645, DOI: 10.1016/j.rse.2020.111645.
- Bolton, D.K., White, J.C., Wulder, M.A., Coops, N.C., Hermosilla, T., and Yuan, X., 2018. Updating stand-level forest inventories using airborne laser scanning and Landsat time series data, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66: 174-183, DOI: 10.1016/j.jag.2017.11.016.
- Breiman, L., 2001. Random forests, *Machine Learning*, 45(1): 5-32, DOI: 10.1023/A:1010933404324.
- Chen, G., and Hay, G.J., 2011. A support vector regression approach to estimate forest biophysical parameters at the object level using airborne lidar transects and quickbird data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 77(7): 733-741, DOI: 10.14358/PERS.77.7.733.
- Chompuchan, C., and Lin, C.Y., 2017. Assessment of forest recovery at Wu-Ling fire scars in Taiwan using multi-temporal Landsat imagery, *Ecological Indicators*, 79: 196-206, DOI: 10.1016/j.ecolind.2017.04.038.
- Chu, T., and Guo, X., 2013. Remote sensing techniques in monitoring post-fire effects and patterns of forest recovery in boreal forest regions: A review, *Remote Sensing*, 6(1): 470-520, DOI: 10.3390/rs6010470.
- Chu, T., Guo, X., and Takeda, K., 2016. Remote sensing approach to detect post-fire vegetation regrowth in Siberian boreal larch forest, *Ecological Indicators*, 62: 32-46, DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.11.026.
- Crist, E.P., 1985. A TM tasseled cap equivalent transformation for reflectance factor data, *Remote Sensing of Environment*, 17(3): 301-306, DOI: 10.1016/0034-4257(85)90102-6.
- Cuevas-González, M.A.R.Í.A., Gerard, F., Balzter, H., and Riano, D., 2009. Analysing forest recovery after wildfire disturbance in boreal Siberia using remotely sensed vegetation indices, *Global Change Biology*, 15(3): 561-577, DOI: 10.1111/j.1365-2486.2008.01784.x.
- de Beurs, K.M., McThompson, N.S., Owsley, B.C., and Henebry, G.M., 2019. Hurricane damage detection on four major Caribbean islands, *Remote Sensing of Environment*, 229: 1-13, DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.028.
- Drake, J.B., Dubayah, R.O., Clark, D.B., Knox, R.G., Blair, J.B., Hofton, M.A., Chazdon, R.L., Weishampel, J.F., and Prince, S., 2002. Estimation of tropical forest structural characteristics using large-footprint lidar, *Remote Sensing of Environment*, 79(2-3): 305-319, DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00281-4.
- Duane, M.V., Cohen, W.B., Campbell, J.L., Hudiburg, T., Turner, D.P., and Weyerhann, D.L., 2010. Implications of alternative field-sampling designs on Landsat-based mapping of stand age and carbon stocks in Oregon forests, *Forest Science*, 56(4): 405-416, DOI: 10.1093/forestscience/56.4.405.
- Fairbanks, D.H., and McGwire, K.C., 2004. Patterns of

- floristic richness in vegetation communities of California: Regional scale analysis with multi-temporal NDVI, *Global Ecology and Biogeography*, 13(3): 221-235, DOI: 10.1111/j.1466-822X.2004.00092.x.
- Foody, G.M., Cutler, M.E., McMorrow, J., Pelz, D., Tangki, H., Boyd, D.S., and Douglas, I.A.N., 2001. Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data, *Global Ecology and Biogeography*, 10(4): 379-387, DOI: 10.1046/j.1466-822X.2001.00248.x.
- García, M., Saatchi, S., Ustin, S., and Balzter, H., 2018. Modelling forest canopy height by integrating airborne LiDAR samples with satellite Radar and multispectral imagery, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66: 159-173, DOI: 10.1016/j.jag.2017.11.017.
- Glenn, E.P., Huete, A.R., Nagler, P.L., and Nelson, S.G., 2008. Relationship between remotely-sensed vegetation indices, canopy attributes and plant physiological processes: What vegetation indices can and cannot tell us about the landscape, *Sensors*, 8(4): 2136-2160, DOI: 10.3390/s8042136.
- Gómez, C., White, J.C., and Wulder, M.A., 2011. Characterizing the state and processes of change in a dynamic forest environment using hierarchical spatio-temporal segmentation, *Remote Sensing of Environment*, 115(7): 1665-1679, DOI: 10.1016/j.rse.2011.02.025.
- Hamed, K.H., and Rao, A.R., 1998. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data, *Journal of Hydrology*, 204(1-4): 182-196, DOI: 10.1016/S0022-1694(97)00125-X.
- Healey, S.P., Cohen, W.B., Zhiqiang, Y., and Krankina, O.N., 2005. Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection, *Remote Sensing of Environment*, 97(3): 301-310, DOI: 10.1016/j.rse.2005.05.009.
- Hernández-Clemente, R., Navarro Cerrillo, R.M., Hernandez-Bermejo, J.E., Escuin Royo, S., and Kasimis, N.A., 2009. Analysis of postfire vegetation dynamics of Mediterranean shrub species based on terrestrial and NDVI data, *Environmental Management*, 43: 876-887, DOI: 10.1007/s00267-008-9260-x.
- Hislop, S., Jones, S., Soto-Berelev, M., Skidmore, A., Haywood, A., and Nguyen, T.H., 2018. Using landsat spectral indices in time-series to assess wildfire disturbance and recovery, *Remote Sensing*, 10(3), 460, DOI: 10.3390/rs10030460.
- Huang, C., Wylie, B., Yang, L., Homer, C., and Zylstra, G., 2002. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance, *International Journal of Remote Sensing*, 23(8): 1741-1748, DOI: 10.1080/01431160110106113.
- Hudak, A.T., Lefsky, M.A., Cohen, W.B., and Berterretche, M., 2002. Integration of lidar and Landsat ETM+ data for estimating and mapping forest canopy height, *Remote Sensing of Environment*, 82(2-3): 397-416, DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00056-1.
- Jacques, D.C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougín, E., and Defourny, P., 2014. Monitoring dry vegetation masses in semi-arid areas with MODIS SWIR bands, *Remote Sensing of Environment*, 153: 40-49, DOI: 10.1016/j.rse.2014.07.027.
- Jin, Y., Randerson, J.T., Goetz, S.J., Beck, P.S., Loranty, M.M., and Goulden, M.L., 2012. The influence of burn severity on postfire vegetation recovery and albedo change during early succession in North American boreal forests, *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 117(G1), DOI: 10.1029/2011JG001886.
- João, T., João, G., Bruno, M., and João, H., 2018. Indicator-based assessment of post-fire recovery

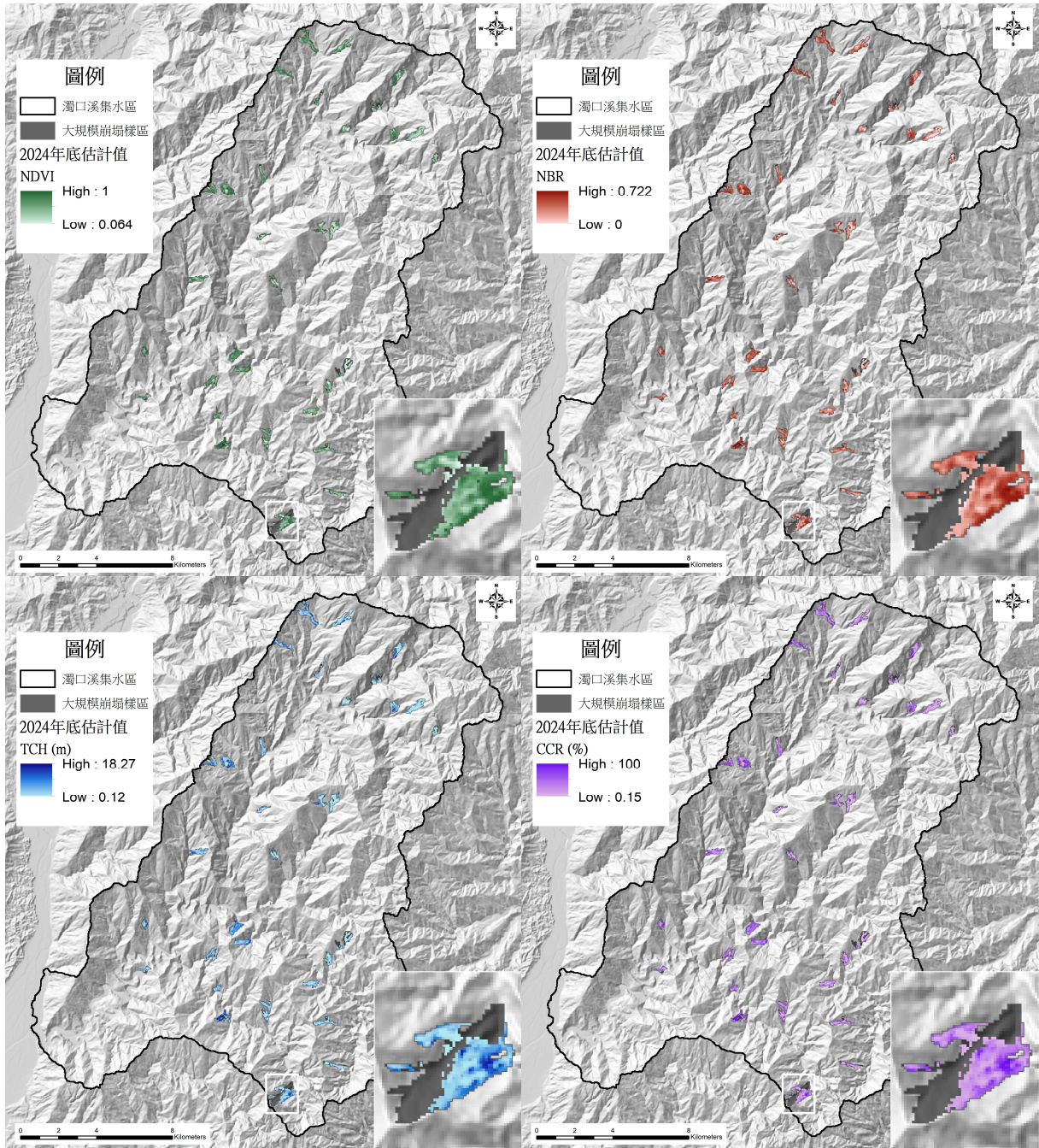
- dynamics using satellite NDVI time-series, *Ecological Indicators*, 89: 199-212, DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.02.008.
- Liu, K., Shen, X., Cao, L., Wang, G., and Cao, F., 2018. Estimating forest structural attributes using UAV-LiDAR data in Ginkgo plantations, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 465-482, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.11.001.
- Ma, Q., Su, Y., Luo, L., Li, L., Kelly, M., and Guo, Q., 2018. Evaluating the uncertainty of Landsat-derived vegetation indices in quantifying forest fuel treatments using bi-temporal LiDAR data, *Ecological Indicators*, 95: 298-310, DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.07.050.
- Masseti, A., Rüdiger, C., Yebra, M., and Hilton, J., 2019. The Vegetation Structure Perpendicular Index (VSPI): A forest condition index for wildfire predictions, *Remote Sensing of Environment*, 224: 167-181, DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.004.
- Matasci, G., Hermosilla, T., Wulder, M.A., White, J.C., Coops, N.C., Hobart, G.W., Bolton, D.K., Tompalski, P., and Bater, C.W., 2018. Three decades of forest structural dynamics over Canada's forested ecosystems using Landsat time-series and lidar plots, *Remote Sensing of Environment*, 216: 697-714, DOI: 10.1016/j.rse.2018.07.024.
- Morresi, D., Vitali, A., Urbinati, C., and Garbarino, M., 2019. Forest spectral recovery and regeneration dynamics in stand-replacing wildfires of central Apennines derived from Landsat time series, *Remote Sensing*, 11(3), 308, DOI: 10.3390/rs11030308.
- Muro, J., Strauch, A., Heinemann, S., Steinbach, S., Thonfeld, F., Waske, B., and Dieckkrüger, B., 2018. Land surface temperature trends as indicator of land use changes in wetlands, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 70: 62-71, DOI: 10.1016/j.jag.2018.02.002.
- Okuda, T., Yamada, T., Hosaka, T., Miyasaku, N., Hashim, M., Lau, A.M.S., and Saw, L.G., 2019. Canopy height recovery after selective logging in a lowland tropical rain forest, *Forest Ecology and Management*, 442: 117-123, DOI: 10.1016/j.foreco.2019.03.045.
- Pickell, P.D., Hermosilla, T., Frazier, R.J., Coops, N.C., and Wulder, M.A., 2016. Forest recovery trends derived from Landsat time series for North American boreal forests, *International Journal of Remote Sensing*, 37(1): 138-149, DOI: 10.1080/2150704X.2015.1126375.
- Senf, C., and Seidl, R., 2022. Post-disturbance canopy recovery and the resilience of Europe's forests, *Global Ecology and Biogeography*, 31(1): 25-36, DOI: 10.1111/geb.13406.
- Senf, C., Müller, J., and Seidl, R., 2019. Post-disturbance recovery of forest cover and tree height differ with management in Central Europe, *Landscape Ecology*, 34(12): 2837-2850, DOI: 10.1007/s10980-019-00921-9.
- Shao, Z., Zhang, L., and Wang, L., 2017. Stacked sparse autoencoder modeling using the synergy of airborne LiDAR and satellite optical and SAR data to map forest above-ground biomass, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(12): 5569-5582, DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2748341.
- Shen, P., Zhang, L.M., Fan, R.L., Zhu, H., and Zhang, S., 2020. Declining geohazard activity with vegetation recovery during first ten years after the 2008 Wenchuan earthquake, *Geomorphology*, 352, 106989, DOI: 10.1016/j.geomorph.2019.106989.
- Smith, A.M., Falkowski, M.J., Hudak, A.T., Evans, J.S., Robinson, A.P., and Steele, C.M., 2009. A cross-comparison of field, spectral, and lidar estimates of forest canopy cover, *Canadian*

- Journal of Remote Sensing, 35(5): 447-459, DOI: 10.5589/m09-038.
- Song, C., and Woodcock, C.E., 2003. Monitoring forest succession with multitemporal Landsat images: Factors of uncertainty, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(11): 2557-2567, DOI: 10.1109/TGRS.2003.818367.
- Suganuma, M.S., and Durigan, G., 2015. Indicators of restoration success in riparian tropical forests using multiple reference ecosystems, Restoration Ecology, 23(3): 238-251, DOI: 10.1111/rec.12168.
- Véga, C., Renaud, J.P., Durrieu, S., and Bouvier, M., 2016. On the interest of penetration depth, canopy area and volume metrics to improve Lidar-based models of forest parameters, Remote Sensing of Environment, 175: 32-42, DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.039.
- Viana-Soto, A., García, M., Aguado, I., and Salas, J., 2022. Assessing post-fire forest structure recovery by combining LiDAR data and Landsat time series in Mediterranean pine forests, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 108, 102754, DOI: 10.1016/j.jag.2022.102754.
- Wang, Z., Wei, C., Liu, X., Zhu, L., Yang, Q., Wang, Q., Zhang, Q., and Meng, Y., 2022. Object-based change detection for vegetation disturbance and recovery using Landsat time series, GIScience & Remote Sensing, 59(1): 1706-1721, DOI: 10.1080/15481603.2022.2129870.
- White, J.C., Coops, N.C., Wulder, M.A., Vastaranta, M., Hilker, T., and Tompalski, P., 2016. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review, Canadian Journal of Remote Sensing, 42(5): 619-641, DOI: 10.1080/07038992.2016.1207484.
- White, J.C., Saarinen, N., Kankare, V., Wulder, M.A., Hermosilla, T., Coops, N.C., Pickell, P.D., Holopainen, M., Hyypä, J., and Vastaranta, M., 2018. Confirmation of post-harvest spectral recovery from Landsat time series using measures of forest cover and height derived from airborne laser scanning data, Remote Sensing of Environment, 216: 262-275, DOI: 10.1016/j.rse.2018.07.004.
- White, J.C., Wulder, M.A., Hermosilla, T., Coops, N.C., and Hobart, G.W., 2017. A nationwide annual characterization of 25 years of forest disturbance and recovery for Canada using Landsat time series, Remote Sensing of Environment, 194: 303-321, DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.035.
- Wulder, M.A., Hall, R.J., Coops, N.C., and Franklin, S.E., 2004. High spatial resolution remotely sensed data for ecosystem characterization, BioScience, 54(6): 511-521, DOI: 10.1641/0006-3568(2004)054[0511:HSRRSD]2.0.CO;2.
- Yunus, A.P., Fan, X., Tang, X., Jie, D., Xu, Q., and Huang, R., 2020. Decadal vegetation succession from MODIS reveals the spatio-temporal evolution of post-seismic landsliding after the 2008 Wenchuan earthquake, Remote Sensing of Environment, 236, 111476, DOI: 10.1016/j.rse.2019.111476.
- Zhai, Y., Roy, D.P., Martins, V.S., Zhang, H.K., Yan, L., and Li, Z., 2022. Conterminous United States Landsat-8 top of atmosphere and surface reflectance tasseled cap transformation coefficients, Remote Sensing of Environment, 274, 112992, DOI: 10.1016/j.rse.2022.112992.
- Zhu, Z., 2017. Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 130: 370-384, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013.

附錄

補充資料表 1 光學衛星影像材料拍攝時間列表

SPOT-4							
2009/09/01	2010/02/10	2010/08/2	2010/12/10	2011/07/05	2011/10/28	2012/03/05	2012/10/05
2009/10/17	2010/05/10	2010/09/22	2011/04/02	2011/09/16	2011/12/18	2012/03/06	2012/11/10
2009/10/28	2010/05/21	2010/11/02	2011/06/09	2011/09/26	2012/01/08	2012/07/03	2012/11/16
SPOT-5							
2009/12/12	2010/04/01	2011/01/17	2012/03/29	2012/12/18	2013/04/02	2013/12/01	
2010/02/28	2010/08/14	2011/02/27	2012/04/13	2013/02/19	2013/06/02	2014/01/23	
2010/03/06	2010/11/21	2012/02/05	2012/10/23	2013/03/17	2013/09/09	2015/02/28	
SPOT-6							
2015/04/14	2016/10/02	2017/04/16	2019/04/07	2020/05/03	2021/05/09	2021/09/30	
2015/10/01	2016/12/14	2017/04/18	2019/04/25	2020/10/13	2021/05/16	2022/03/05	
2016/06/17	2017/01/30	2018/09/20	2019/12/08	2020/11/18	2021/09/04		
SPOT-7							
2015/05/09	2016/03/30	2017/02/19	2018/12/01	2019/08/27	2020/03/01	2021/03/17	2021/08/27
2016/01/26	2016/11/19	2017/07/11	2019/07/30	2019/10/28	2021/02/02	2021/07/01	2021/12/04
Landsat-5				Landsat-7			
2009/09/12	2010/1/18	2010/09/15	2011/02/06	2012/02/01	2012/10/14	2012/11/15	
2009/10/30	2010/02/03	2010/12/20	2011/10/20				
Landsat-8							
2013/06/03	2014/11/29	2015/12/02	2017/10/20	2018/11/08	2020/01/14	2021/05/08	2022/03/08
2013/07/05	2014/12/31	2016/06/27	2017/12/23	2019/01/11	2020/02/15	2021/08/28	2022/04/25
2013/08/06	2015/02/01	2016/12/04	2018/03/13	2019/02/12	2020/03/02	2021/09/29	2022/11/19
2014/03/18	2015/03/05	2017/01/05	2018/04/14	2019/06/20	2020/05/05	2021/10/31	2022/12/21
2014/08/25	2015/06/09	2017/06/30	2018/05/16	2019/11/11	2020/10/28	2021/11/16	2023/02/23
2014/10/28	2015/11/16	2017/08/17	2018/09/21	2019/12/13	2021/02/01	2022/01/03	
Landsat-9							
2021/12/10	2022/01/27	2022/02/12	2022/02/28	2022/07/22	2023/01/14	2023/04/04	
Sentinel-2							
2016/07/20	2017/08/14	2018/05/26	2019/04/11	2020/04/20	2020/12/01	2021/07/04	2022/06/19
2016/10/28	2017/10/28	2018/06/25	2019/11/17	2020/05/15	2020/12/26	2021/08/23	2022/09/27
2016/11/17	2017/11/17	2018/09/03	2019/12/17	2020/06/19	2021/01/20	2021/09/27	2023/03/16
2017/01/06	2018/01/16	2018/11/07	2020/01/16	2020/07/19	2021/03/01	2021/11/06	
2017/02/15	2018/02/20	2018/12/02	2020/02/20	2020/09/07	2021/03/26	2021/12/11	
2017/07/05	2018/03/12	2019/02/15	2020/03/21	2020/10/02	2021/04/15	2022/01/15	
2017/07/25	2018/05/06	2019/03/22	2020/03/26	2020/11/01	2021/05/15	2022/03/11	



補充資料圖 1 災後 15 年復育位置的植生特徵概況圖

Evaluating Recovery Rate Differences between Vegetation Structure and Spectral Indices in Large-Scale Landslides Using Time Series Remote Sensing Data

Cheng-En Song^{1*} Su-Fen Wang² Yi-Chin Chen³

Abstract

This study developed a canopy structure estimation model based on time-series vegetation spectral variables to detect vegetation recovery in large-scale landslides and compare the recovery rates between vegetation indices and canopy structure. The analysis showed that the machine learning model effectively simulates canopy structure, achieving an R^2 of over 0.9 between simulated and observed values, enabling predictions of vegetation structural changes across broad spatial and temporal scales. The recovery trajectories of vegetation spectral indices and canopy structure revealed high variability in successional progress, with only approximately 14% of the landslide surface expected to recover to a mature forest state. The recovery of vegetation indices highlights saturation effects, tending to overestimate recovery rates and suggesting that well-restored vegetation could reach a mature forest state within 15 years. In contrast, canopy structure could require several decades to centuries to fully develop. Thus, vegetation indices are suitable for assessing early successional stages, while long-term restoration monitoring must also consider structural changes. Integrating spectral and structural information will facilitate a more comprehensive evaluation of restoration dynamics.

Keywords: Time-series, Vegetation index, Canopy structure, Machine learning, Landslide restoration

¹ Ph.D., Department of Geography, National Changhwa University of Education

² Professor, Department of Geography, National Changhwa University of Education

³ Associate Professor, Department of Geography, National Changhwa University of Education

* Corresponding Author, E-mail: pths5000@gmail.com

Received Date: Sep. 26, 2024

Revised Date: Oct. 22, 2024

Accepted Date: Nov.01, 2024