

2025年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號	180013
參展科別	地球與環境科學
作品名稱	應用機器學習與遙感指數於紅樹林植物分類與 碳匯分析

就讀學校	臺南市立建興國民中學
指導教師	楊孟勳 朱宏杰
作者姓名	張芸瑄

關鍵詞	<u>機器學習、紅樹林碳匯、RGBN指數</u>
-----	--------------------------

作者簡介



我是張芸瑄Shiny，目前就讀臺南市建興國中三年級，這是我第二次參加台灣國際科展活動，很高興又有機會可以結識更多對科學研究充滿熱情的朋友。在此感謝所有指導過我的老師們以及青培計劃的輔導，同時感謝所有的開源資訊以及google提供的免費平台和眾多公開課程的影片創作者，有您們的付出我才有機會透過自主學習完成這件作品，希望自己未來可以成為一個有能力成就他人的利他者。

2025 年臺灣國際科學展覽會

研究報告

區 別：

科 別：地球與環境科學科

作品名稱：應用機器學習與遙感指數於紅樹林植物分類與碳匯分析

關鍵詞：機器學習、紅樹林碳匯、RGBN 指數

編號：

摘要

本研究應用遙感技術和機器學習方法，提出了三個創新應用，旨在提升紅樹林生態系統的分類監測和藍碳儲量評估。

首先，建立機器學習模型(隨機森林演算法)，對紅樹林植物進行自動分類，分類準確率達 94.74%。此模型能夠應用於特定區域的長期監測，捕捉紅樹林覆蓋範圍和植物變化的動態趨勢。並且開發了 RGBN (Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index) 遙感指數，此指數主要結合可見光波段和近紅外波段，能有效提升了紅樹林植被健康狀況評估的準確度，並具有廣泛的區域適用性，不限於特定研究區域，適用於全球範圍的紅樹林監測。最後，本研究成功整合並編寫了 InVEST 模型的程式碼，本模型進一步應用於紅樹林藍碳價值評估，未來將透過收集詳細的土地利用、碳匯數據及生物物理參數，量化紅樹林的藍碳價值，為碳交易與藍碳管理提供科學依據。

Abstract

This study, based on remote sensing technology and machine learning methods, proposes three innovative applications aimed at improving the classification, monitoring, and blue carbon stock assessment of mangrove ecosystems.

First, through a machine learning model (random forest algorithm), automatic classification of mangrove species was conducted, achieving a classification accuracy of 94.74%. This model can be applied to long-term monitoring of specific regions, capturing dynamic trends in mangrove coverage and species changes. Second, this study developed the RGBN (Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index), a remote sensing index that combines visible and near-infrared bands, significantly improving the accuracy of evaluating mangrove vegetation health. The index has broad regional applicability and is not limited to specific study areas, making it suitable for global mangrove monitoring. Finally, the study successfully integrated and developed code for the InVEST model, which is further applied to the blue carbon valuation of mangroves. In the future, by collecting detailed land use data, carbon pool data, and biophysical parameters, the blue carbon value of mangroves can be quantified, providing scientific support for carbon trading and blue carbon management.

壹、前言

一、研究動機

全球暖化是當今世界面臨的重大挑戰之一，碳匯被視為緩解氣候變遷的重要方法；而紅樹林生態系統因具有強大的碳吸收與儲存能力，可視為重要的碳匯所在。傳統的紅樹林碳匯估算方法往往耗時且需依賴大量人力，無法即時掌握紅樹林碳儲存的動態變化，並可能忽略空間異質性，增加估算的不確定性。

出於對資訊科技的興趣，個人發現 Google Earth Engine (GEE) 是一個基於雲端運算的平台，能夠處理大量衛星影像並提供強大的分析工具。運用機器學習技術到紅樹林碳匯研究中，可以克服傳統方法的局限性。因此，希望以科技方式評估紅樹林的生態價值，為保育與管理政策的制定提供有力依據，並協助參與國際碳交易提供實質的數據支持。

二、研究區域

本研究以 23°01'10.7"N 120°08'10.1"E 臺南市四草綠色隧道為研究區域，該區擁有紅海欖、水筆仔、欖李、海茄苳四種主要紅樹林植物，形成壯觀的「綠色隧道」，被譽為「迷你亞馬遜」，具有豐富的藍碳儲量，此外，還是多種海洋生物的棲息地，具備防風、定砂、緩流及消浪等自然保護功能。

三、研究目的

1. 建立一個高準確度的自動分類模型，準確分類紅樹林植物，並對其分佈與動態變化進行長期觀測。
2. 開發一個新的遙感指數 RGBN，以提升紅樹林植物監測的準確性和數據一致性，並驗證其與傳統指數（NDVI、MVI 等）的相容性。
3. 基於雲端數據庫和遙感影像，估算紅樹林的藍碳儲量，分析其在不同時期的變化趨勢，並提出適用於相似生態系統的測繪與估算方法。
4. 探討紅樹林植物與環境因素之間的交互作用，尤其是降水量等氣候因子對紅樹林生長和碳封存的影響，進一步研究模型的推廣應用潛力。

5. 應用替代估算方法，針對無法獲取精確面積數據的土地，提出一種基於遙感技術的自動化估算方法，減少現場勘查不足對研究結果的影響。

四、文獻回顧與研究構想

紅樹林藍碳（Blue Carbon）的儲存量是全球碳循環研究中關鍵議題。藍碳係指沿海和海洋生態系統（如紅樹林、海草床、鹽沼等）所儲存的碳，紅樹林因其獨特的生態結構和碳封存能力，在碳儲存方面具有顯著優勢，因此，研究紅樹林的藍碳儲量及其與環境因子的相互關係成為受到關注並研究的議題。

Donato 等人（2011）以現場測量和文獻數據，估算全球紅樹林的碳儲量，並指出紅樹林的碳儲量遠高於其他森林類型，特別是在土壤中的有機碳沉積部分，這強調了紅樹林在全球碳封存中的重要性，特別是在熱帶和亞熱帶地區。類似的研究由 Murdiyarso 等人（2015）進行，專注於東南亞地區，他們運用遙感技術和現場測量數據，發現紅樹林的碳儲存與生物量、土壤有機碳含量以及環境因子如海水溫度、鹽度和氮素含量等呈現顯著相關。

近年來，隨著衛星遙感技術的進步和機器學習方法的發展，紅樹林藍碳研究取得了新的突破。Kuenzer 等人（2011）進行了針對紅樹林生態系統遙感的綜合性回顧，指出多光譜和高解析度遙感影像能有效幫助識別紅樹林植物類型，並評估其生態健康狀況。Alongi（2014）則著重於紅樹林的碳封存潛力，指出這些生態系統中豐富的土壤有機碳對長期碳封存具有重要意義。

Google Earth Engine（GEE）平台的出現推動了研究的進展，此平台提供強大的雲端計算資源，除了能處理多光譜衛星影像外，並應用機器學習技術進行紅樹林的自動分類與碳匯分析。結合機器學習算法和 GEE 的分析平台，本研究提出一個新的 RGBN 遙感指數，透過整合可見光與近紅外波段，能更加精確地評估紅樹林健康狀況和碳儲量；此方法相比傳統的 NDVI 和 MVI 指數，能更有效地解決水體反射與大氣條件對數據的干擾，並提升數據的準確性。

此外，Fen 等人（2024）的研究探討中國推動紅樹林保護和恢復行動計劃如何利用遙感技術估算碳儲量和適合的紅樹林分佈區域。這些研究證實，遙感和機器學習技術在藍碳儲量估算和紅樹林生態系統長期監測中的應用潛力，為後續研究提供了重要參考。

貳、研究設備及器材

一、硬體設備：

- （一）筆記型電腦：用於數據處理與分析。
- （二）手機：用於實地踏查與現場數據收集。

二、軟體設備：

- （一）程式語言：JavaScript 用於 Google Earth Engine 中開發與執行演算法。
- （二）開發及測試環境：

1. 作業系統：Window 11
2. 編譯器：Ubuntu 20.04.2 LTS，執行特定計算任務及確保與各類軟體工具的相容性。
3. 整合開發環境（IDE）：Google Earth Engine (GEE) 線上雲端編程平台。
Google Earth Engine 是由 Google 與卡內基美隆大學及 NASA 等學術機構合作開發的強大雲端運算平台，能夠讓使用者方便地存取、處理與分析衛星遙測資料。該平台簡化了衛星影像的處理，並提供多種衛星影像集合。使用者可以根據需求，應用這些影像進行各種研究，例如植被指數計算、水體指數分析以及土地利用變遷監測（圖 1）。

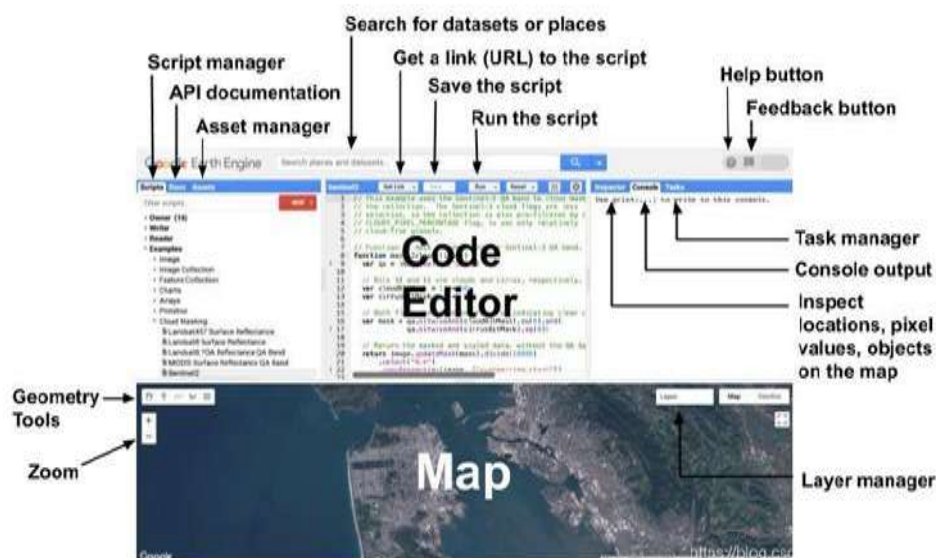


圖 1．Google Earth Engine Code Editor（來源取自 Google Earth Engine 網站後製）

（三）衛星影像：

衛星影像處理：過濾和裁剪影像集合，此步驟排除不必要的影像，例如雲層覆蓋或超出目標區域的影像，從而提高計算效率與準確性。

1. **Sentinel-2** 由歐洲太空總署（ESA）管理，Sentinel-2 是新一代的光學衛星以 5 天一次的頻率提供台灣地區高品質的遙測影像，涵蓋 13 個光譜波段，解析度最高可達 10 公尺，而且其資料為支持開放政策的高頻率影像（圖 2）。

波段	波長 (μm)	波寬 (μm)	波段說明		解析度 (m)
01	0.443	0.020	Aerosol detection	沿海氣溶膠	60
02	0.49	0.065	Blue	藍光	10
03	0.56	0.035	Green	綠光	10
04	0.665	0.030	Red	紅光	10
05	0.705	0.015	Vegetation	植被紅邊	20
06	0.74	0.015	Vegetation	植被紅邊	20
07	0.783	0.020	Vegetation	植被紅邊	20
08	0.842	0.115	Near infrared	近紅外光	10
08A	0.865	0.020	Vegetation	植被紅邊	20
09	0.945	0.020	Water vapour	水氣	60
10	1.375	0.030	Cirrus	捲雲	60
11	1.61	0.090	Snow / ice / cloud	短波紅外光	20
12	2.19	0.180	Snow / ice / cloud	短波紅外光	20

圖 2．Sentinel-2 波段光譜解析度介紹（來源取自巨量空間資訊系統）

2. **Landsat 8** 由美國地質調查局（USGS）運營，2013 年發射。Landsat 8 搭載了兩個主要儀器：運行陸地成像儀（OLI）及熱紅外傳感器（TIRS）。OLI 收集可見光、近紅外光與短波紅外光的數據，而 TIRS 收集熱紅外數據，提供全球陸地季節性覆蓋，空間解析度分別為 30 米（可見光、近紅外、短波紅外）、100 米（熱紅外）及 15 米（全色）（圖 3）。

Sensor	Spectral Band	Use Area	Wavelength	Resolution
OLI	Band 1	Coastal/Aerosol	0.433 – 0.453 μm	30 m
OLI	Band 2	Blue	0.450 – 0.515 μm	30 m
OLI	Band 3	Green	0.525 – 0.600 μm	30 m
OLI	Band 4	Red	0.630 – 0.680 μm	30 m
OLI	Band 5	Near Infrared	0.845 – 0.885 μm	30 m
OLI	Band 6	Short Wavelength Infrared (SWIR 1)	1.560 – 1.660 μm	30 m
OLI	Band 7	Short Wavelength Infrared (SWIR 2)	2.100 – 2.300 μm	30 m
OLI	Band 8	Panchromatic	0.500 – 0.680 μm	15 m
OLI	Band 9	Cirrus	1.360 – 1.390 μm	30 m
OLI	Band 10	Long Wavelength Infrared	10.30 – 11.30 μm	100 m
OLI	Band 11	Long Wavelength Infrared	11.50 – 12.50 μm	100 m

圖 3 . Landsat 8 波段光譜解析度介紹（來源取自 開放地理空間實驗室）

參、研究過程及方法

一、研究流程

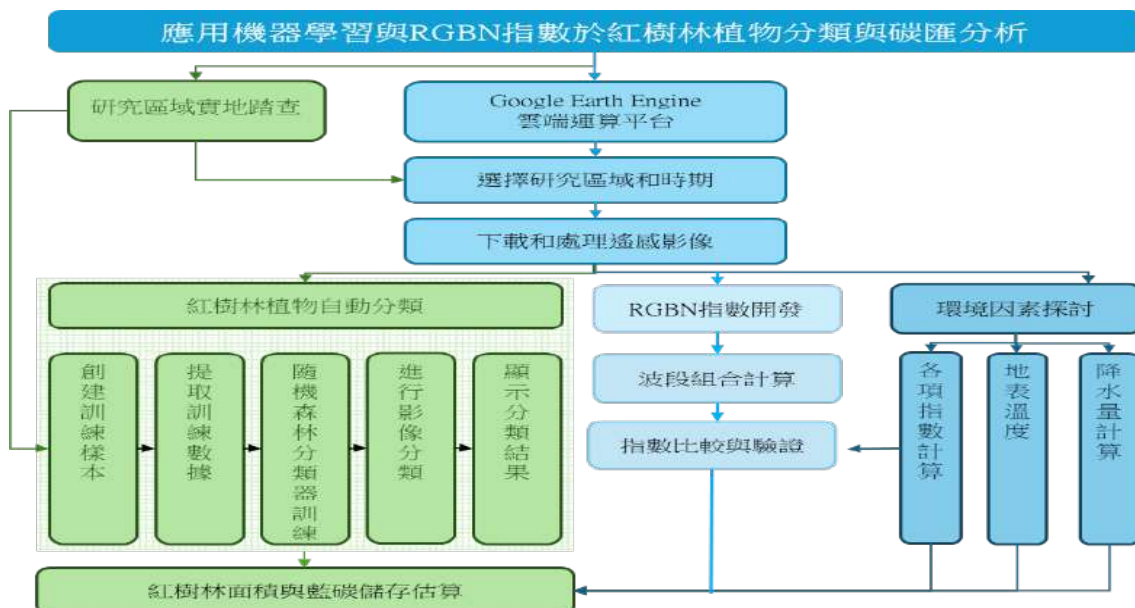


圖 4.研究流程圖(圖片來源:作者自行繪製)

二、程式架構



圖 5.程式架構圖(圖片來源:作者自行繪製)

在本研究中，我們主要使用 Sentinel-2 影像數據進行紅樹林植被分析，並使用 Landsat 8 影像數據進行地表溫度分析。這些影像數據的解析度和精度存在一定的限制，可能會影響最終的結果。為了減少這些限制和誤差對研究結果的影響，我們採用了影像校正技術，並在分類過程中進行了多次驗證和調整，以提高分類的準確性。

(一) 選擇研究區域和時期

本研究選定台灣台南的四草綠色隧道作為研究區域，並根據多邊形座標在 Google Earth Engine 上以程式碼框選出具體研究範圍。

研究時期涵蓋 2018 年至 2023 年，選取六個時期的 Sentinel-2 衛星影像進行分析，主要目的是探討紅樹林植物的分佈變化及其動態發展。影像時

期的選擇基於影像可用性與品質，並且所有影像在分析之前都經過如下處理，以確保結果的準確性：

1. **篩選衛星影像：**在本研究中，使用了 Sentinel-2 衛星的影像資料，該衛星提供了多個光譜波段，其中包含 10 米、20 米和 60 米三種不同的空間解析度。空間解析度（Spatial Resolution）指的是衛星影像中每個像素（pixel）代表的地面面積。為了確保對紅樹林物種的精細分類，我們選擇使用 10 米解析度的影像進行分析。10 米的空間解析度意味著每個像素代表 10 米 x 10 米的地面範圍。這樣的解析度允許研究者能夠識別和分析較小的紅樹林植物或小片段的植被覆蓋，特別是在物種的樹冠大小不同或植被稀疏的區域，仍能提供相對精細的細節。對較小的紅樹林物種，如欖李（*Lumnitzera racemosa*）和海茄苳（*Avicennia marina*），其樹冠可能較小或密度較低，使用 10 米解析度可以捕捉到這些較小物種的細微差異，而不至於混淆其他背景物體（如水體、泥灘等）。
2. **大氣校正與去雲處理：**使用 Sentinel-2 和 Landsat 8 衛星影像進行大氣效應校正，並去除影像中的雲層干擾。以雲層遮蔽技術提高影像品質，確保數據的準確性。
3. **水體反射與地形遮罩：**利用影像中的水體反射特徵，排除水體反射對紅樹林識別的影響，並應用地形遮罩來去除其它不相關區域的影響。

（二）衛星影像篩選

1. **時間範圍過濾：**Sentinel-2 具有約 5 天的重訪頻率，這使得研究能夠獲取足夠頻繁的數據，從而監測紅樹林植被的短期變化。同時，這也有助於在多個時期進行長期的碳匯分析。我們使用 `filterDate(startDate, endDate)` 指令，設定影像集合的起始與結束日期，篩選出所需時期的影像數據。
2. **地理範圍過濾：**透過 `filterBounds(geometry)` 指令，根據指定的多邊形區域範圍過濾影像集合，確保僅處理研究區域內的數據。

(三) 遙感影像的下載與處理

本研究加載了 Sentinel-2 的表面反射率影像，並依據設定的時間範圍和地理範圍進行過濾和篩選。為提高影像分析準確性，進行以下處理步驟：

1. **雲層遮蔽**：為了避免雲層對影像分析的干擾，定義了 maskClouds 函數，識別並遮蔽影像中的雲層和雲層邊緣。使用 Sentinel-2 的 SCL 波段作為影像品質評估依據，透過設定 cloudBitMask 和 cirrusBitMask 兩個位元遮罩，分別對應雲層和雲層邊緣。經過位元運算後，生成一個新的遮罩，並通過 updateMask 方法將其應用於影像。
2. **中值合成影像**：使用 cloudMaskedCollection.median() 函數建立中值合成影像，以減少偶發干擾（spurious interference），提升影像的整體品質。
3. **選擇波段**：在本研究中選擇 Sentinel-2 的 B2、B3、B4 和 B8 波段進行紅樹林植物分析。B8（近紅外波段）能有效捕捉植被健康狀況，B4（紅光波段）是植被光合作用的主要反射範圍，B2 和 B3（藍光和綠光波段）則幫助減少水體反射的影響。在計算 RGBN 指數時，我們綜合了近紅外與紅光波段的差異，並結合了綠光與藍光波段，這樣可以更精確地評估紅樹林的生態健康狀況，並減少由於水體反射和大氣條件引起的誤差。

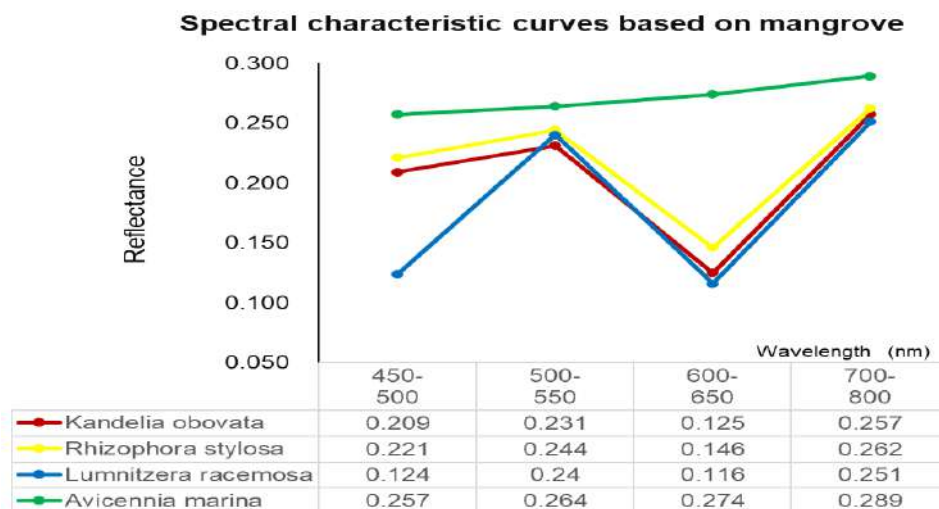


圖 6.四種紅樹林植物光譜反射率

(圖片來源:作者根據實地樣本與多光譜波段應用雲端運算分析結果)

(四) 紅樹林植物自動分類

表 1 為本研究根據紅樹林植物的樹形特徵，經實地踏查的方式，蒐集了四種紅樹林植物及其它非紅樹林植物的地理座標點，圖 7 為本研究具代表性點位用以作為遙感影像自動分類的訓練樣本標示。透過光譜映射技術對處理後的遙感影像進行紅樹林植物分類，生成了不同時期的紅樹林植物分佈圖，藉此分析紅樹林的空間分佈與動態變化。

表 1 四種紅樹林植物的樹貌特徵彙整表
(資料來源:作者自行拍攝及整理)

植物名	紅海欖(五梨跤) <i>Rhizophora stylosa</i>	欖李 <i>Lumnitzera racemosa</i>	水筆仔 <i>Kandelia obovata</i>	海茄苳 <i>Avicennia marina</i>
樹貌特徵	樹冠廣卵形或圓形，樹枝向四面擴展，樹葉茂密。	樹冠廣卵形或圓形，樹枝向四面擴展，樹葉茂密。	樹冠圓錐形或卵形，樹枝向上生長，樹葉較稀疏。	樹冠廣卵形或圓形，樹枝向四面擴展，樹葉茂密。
葉片	對生，革質，長橢圓形或卵形長 8-15 公分，端尖或鈍，葉緣全緣葉面有光澤。	互生，革質，倒卵形，長 5-6 公分，先端圓形或凹形，全緣或具波狀小齒。	互生，革質，倒卵形長 5-6 公分，先端圓形或凹形全緣或具波狀小齒。	葉片互生，革質，圓形或卵形，長 5-10 公分，先端圓形或凹形。
實地踏查照片				

具體分類方法如下：

1. **創建訓練樣本：**本研究在實地踏查過程中，根據四種紅樹林植物的樹形特徵（包括：水筆仔、海茄苳、欖李、紅海欖），從研究區域中選取多處具有代表性的樣本點，並記錄地理座標和植物類型。此外，也記錄了其它非紅樹林植物樣本，以這些座標點作為自動分類的訓練樣本（圖7）。



圖 7.研究區域實地踏查樣本點圖

（資料來源:作者實地踏查進行標註，作為自動分類的訓練樣本）

2. **提取訓練數據：**利用中值合成影像，提取每個樣本點的 RGBN 光譜波段值，這些波段值與對應的植被類型標籤一起構成訓練數據，為後續的分類器訓練提供依據。
3. **隨機森林分類器訓練與模型驗證：**在本研究中，選擇了隨機森林演算法進行紅樹林植物的自動分類，這主要是因為隨機森林演算法在處理多波段衛星影像的多維數據時表現出色，並具有強大的抗噪性和良好的泛化能力，且相比於支持向量機（SVM）或神經網絡，隨機森林演算法更能有效地處理具有高度異質性的植被數據。在分類過程中，本研究使用了 50 棵決策樹，這個數量是通過多次交叉驗證後選擇的最佳參數配置。此外，本研究並對各個分類器的參數進行了調整，以確保每次分類結果的穩定性與準確性。

圖 8 為本研究使用 7:3 比例將數據分為訓練集和驗證集，並進行混淆矩陣的驗證，確保分類器具有高效能及可靠性。

```
// 添加隨機列
samples = samples.randomColumn('random');

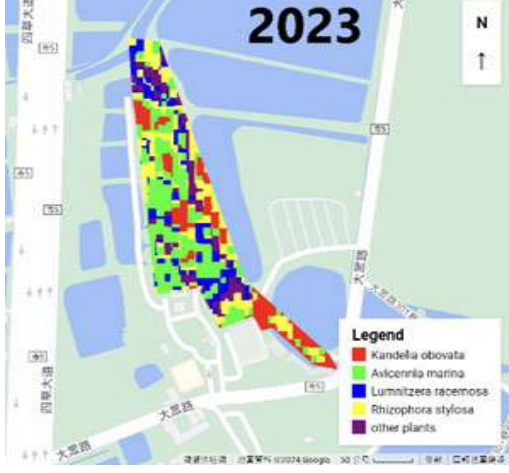
// 按照7:3的比例分割訓練和驗證數據
var split = 0.7;
var trainingSamples = samples.filter(ee.Filter.lt('random', split));
var validationSamples = samples.filter(ee.Filter.gte('random', split));

// 確保訓練數據集不為空
print('Training samples size:', trainingSamples.size());
print('Validation samples size:', validationSamples.size());
```

圖 8.數據集分割程式碼(資料來源:作者自行研究結果)

- 4. 進行影像分類：將訓練好的隨機森林分類器應用於整個中值合成影像，分類器將根據每個像素的光譜特徵自動識別紅樹林植物類型，完成紅樹林植物的空間分佈分析。
- 5. 顯示分類結果：表 2 將分類結果以視覺化方式顯示於地圖上，並使用不同顏色標示不同類型的植物，以利於分辨和分析其空間分佈。

表 2.不同年度的不同類型植物空間分布說明表
(資料來源:作者利用機器學習分類器根據像素光譜特徵分類研究結果)

 The map shows a coastal area with a large mangrove forest. The forest is divided into four main color-coded regions: red (Kandelia obovata), green (Avicennia marina), blue (Lumnitzera racemosa), and yellow (Rhizophora stylosa). A legend in the bottom right corner identifies these colors. The map is labeled '2023' and includes a north arrow.	<table><tr><th>Inspector</th><th>Console</th><th>Tasks</th></tr><tr><td>水筆仔面積 (公頃):</td><td>0.16</td><td>3SON</td></tr><tr><td>海茄冬面積 (公頃):</td><td>1.18</td><td>3SON</td></tr><tr><td>欄李面積 (公頃):</td><td>0.16</td><td>3SON</td></tr><tr><td>紅海欖面積 (公頃):</td><td>1.47</td><td>3SON</td></tr><tr><td>其他植被面積 (公頃):</td><td>0.08</td><td>3SON</td></tr></table>	Inspector	Console	Tasks	水筆仔面積 (公頃):	0.16	3SON	海茄冬面積 (公頃):	1.18	3SON	欄李面積 (公頃):	0.16	3SON	紅海欖面積 (公頃):	1.47	3SON	其他植被面積 (公頃):	0.08	3SON
Inspector	Console	Tasks																	
水筆仔面積 (公頃):	0.16	3SON																	
海茄冬面積 (公頃):	1.18	3SON																	
欄李面積 (公頃):	0.16	3SON																	
紅海欖面積 (公頃):	1.47	3SON																	
其他植被面積 (公頃):	0.08	3SON																	
分類器分類出四種不同紅樹林植物以及非紅樹林植物的可視化空間分布圖	雲端運算後平台上顯示獲得四種紅樹林植物以及非紅樹林植物的面積數據																		

(五) 估算藍碳儲存

本研究基於 Google Earth Engine 提供的資料集及相關文獻數據（圖 9），結合紅樹林植被自動分類結果，藉由雲端進行估算研究區域內不同時期紅樹林植物的藍碳儲存量。具體估算步驟如下：

1. **面積計算**：紅樹林植被分類影像經像素面積計算，並轉換為公頃單位進行匯總。利用 `ee.Image.pixelArea()` 函數來計算每個像素的面積，並將其除以 10,000 轉換為公頃。
2. **植被類型面積匯總**：`reduceRegion` 函數和 `ee.Reducer.sum().group()` 方法，計算每種植被類型的總面積，從而得出不同紅樹林植物類型的分佈面積。
3. **碳儲存量估算**：本研究在估算紅樹林碳儲量時，依據現有文獻中不同紅樹林植物類型的碳儲存數據（單位：噸/公頃）。這些數據主要來自於沿海生態系統的碳封存研究，並參考了近似氣候區的現場測量結果。每個植物類型的碳儲量估算基於其生物量和土壤有機碳含量的統計模型，並經過逐年修正以適應不同的環境變化。
4. **總碳儲存量計算**：將每種植被類型的面積與其每公頃碳儲存量相乘，並結合碳儲存量分佈，計算各類型植被有機碳儲存量。以迴圈遍歷所有植被類型的方式，得出研究區域內紅樹林的總碳儲存量及其分佈結果。

Table 1. Whole-ecosystem inventories of above- and below-ground carbon biomass and soil carbon for natural and replanted mangrove forests.

Location	Dominant species	Age (years)	Total (tC ha ⁻¹)	AGB (tC ha ⁻¹)	BGB and soil (tC ha ⁻¹)	Roots/AGB (tC ha ⁻¹)	Roots (tC ha ⁻¹)	Soil (tC ha ⁻¹)	Soil depth (cm)
Peninsular Malaysia	<i>Rhizophora apiculata</i>	80	2205	312	1893	NA	NA	NA	3800
	<i>R. apiculata</i>	18	1117	193	924	NA	NA	NA	4000
	<i>R. apiculata</i>	5	479	87	392	NA	NA	NA	2800
Southern Vietnam	<i>R. apiculata</i>	6	1179	54	1125	NA	NA	NA	3400
	<i>R. apiculata</i>	20	979	72	907	NA	NA	NA	2750
	<i>R. apiculata</i>	35	1904	153	1752	NA	NA	NA	3600
Southern China	<i>Kandelia candel</i>	NA	619	64	555	2.0	130	425	1850
	<i>K. candel</i>	NA	391	43	348	2.2	94	254	1900
	<i>K. candel</i>	NA	332	7	325	1.1	8	317	1175
Indonesia	<i>Avicennia marina</i>	NA	437	24	413	NA	NA	NA	80
	<i>Rhizophora stylosa</i>	NA	703	19	684	NA	NA	NA	62
	<i>Sonneratia caseolaris</i>	NA	654	28	626	NA	NA	NA	1450
Southern Thailand	<i>R. apiculata</i>	25	808	138	670	1.0	142	528	1900
	<i>R. apiculata</i>	5	579	20	559	2.9	57	502	800
	<i>Ceriops decandra</i>	3	600	29	571	4.4	127	444	1000
Western Australia	<i>R. stylosa</i>	NA	863	115	621	1.1	127	621	1500
	<i>A. marina</i>	NA	662	55	515	1.7	92	515	775
Queensland, Australia	<i>R. stylosa</i>	NA	2139	297	1842	1.1	312	1530	3500

AGB: Aboveground biomass; BGB: Belowground biomass; NA: Not available.
Data from [48,50–54,101].

圖 9.選用相同氣候區相關文獻數據（資料來源:Alongi, D. M 等人, 2014）

（六）自定義 RGBN 植被指數：

本研究針對紅樹林植被特性，提出了一個創新的植被指數，即 RGBN（紅-綠-藍-近紅外）指數。此指數主要綜合多光譜波段，以更準確地進行紅樹林植被分類與健康狀況評估。RGBN 的公式為：

$$RGBM = \frac{(B8 - B4) + (B3 - B2)}{(B8 + B4) + (B3 + B2)}$$

其中各波段的角色為：

- B8（近紅外波段，NIR）：近紅外光在健康植被中會被葉片的細胞結構強烈反射，因此 NIR 波段通常用於測量植被的健康狀態。健康植被通常在近紅外光波段上反射率較高，而在紅光波段反射率較低，因此使用近紅外波段能有效區分健康植被與受損植被，這一特性在植被指數（如 NDVI）中已廣泛應用。
- B4（紅光波段）：紅光波段反映植被的光合作用活動，特別是葉綠素的吸收特性。葉綠素在紅光波段有很強的吸收峰，因此紅光波段的反射率可指示植被的活力。當植被進行光合作用時，葉綠素吸收紅光，健康植被的反射率會比非植被或健康度較差的植被更低。
- B3（綠光波段）：綠光波段主要補充了植被反射的其它特徵。這一波段相對不易受葉綠素吸收的影響，因此可以提供額外的反射信息，特別是在測量植被與大氣條件（如雲層或水汽）間的交互作用時，能有效提高指數的穩定性。
- B2（藍光波段）：藍光波段在水體反射及大氣散射方面具有一定的靈敏度，因此能幫助減少這些因素對指數運算的干擾，尤其在靠近水體的植被，如紅樹林中效果尤為顯著。使用藍光波段能在提高分類準確性的同時，減少水面反射及其他大氣因素對結果的影響。

此公式整合近紅外和可見光的多波段信息，可提升指數對大氣條件變化（如水汽）的抗干擾能力，用以更準確地反映紅樹林健康狀況。

方法步驟：

1. 數據來源與前處理：本研究使用多光譜衛星影像，選取了包括 B8、B4、B3 和 B2 波段的數據。前期處理步驟包括雲層遮蔽去除、影像校正和波段疊加等，以確保數據質量。
2. RGBN 指數計算：利用公式對每個像素點進行 RGBN 值的計算，獲取紅樹林植被的指數值圖層。
3. 結果分析與驗證：與傳統指數（如 NDVI、REMI）進行比較，以確定 RGBN 指數在紅樹林健康監測中的準確性和可靠性。

（七）各項指數以及環境氣候數據分析

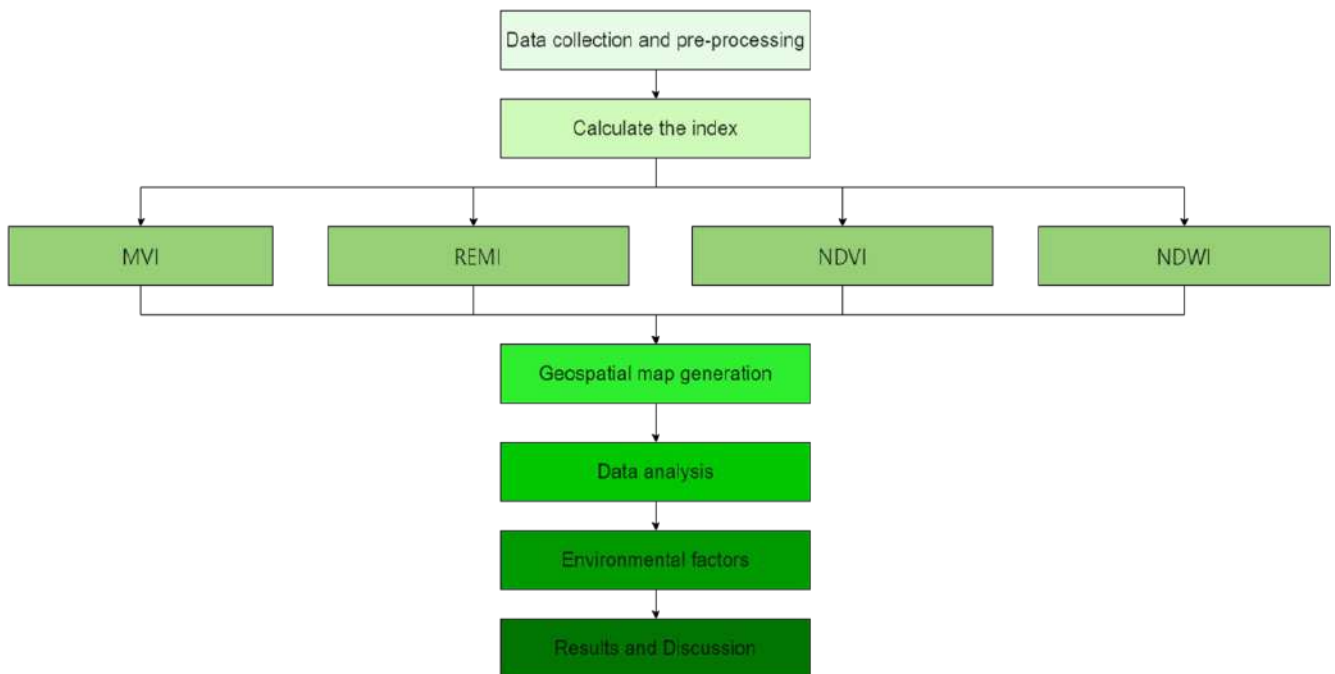


圖 10.研究分析流程圖

(來源:作者自行繪製，分析不同指數及環境氣候因素並生成地理空間地圖流程)

1. 分析現有不同指數：在 Google Earth Engine 中用normalizedDifference()函數可以快速計算不同的植被指數，該函數接受近紅外波段（NIR）和紅光波段（RED）的名稱作為參數。最後，使用平台提供的輸出和展示工具來查看和分析得到的可視化結果。以下是 MVI、REMI、NDVI 和 NDWI 的簡要介紹：

(1) NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)：NDVI 是利用衛星遙感數據計算的指數，用於評估目標地區的綠色植被生長狀況。NDVI 的值介於 -1 到 1 之間，數值愈大表示植物生長愈多。

其計算公式為：
$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$$

表 3.不同年度 NDVI 可視化分布圖與指數表
(來源:作者應用衛星遙感數據雲端計算結果)

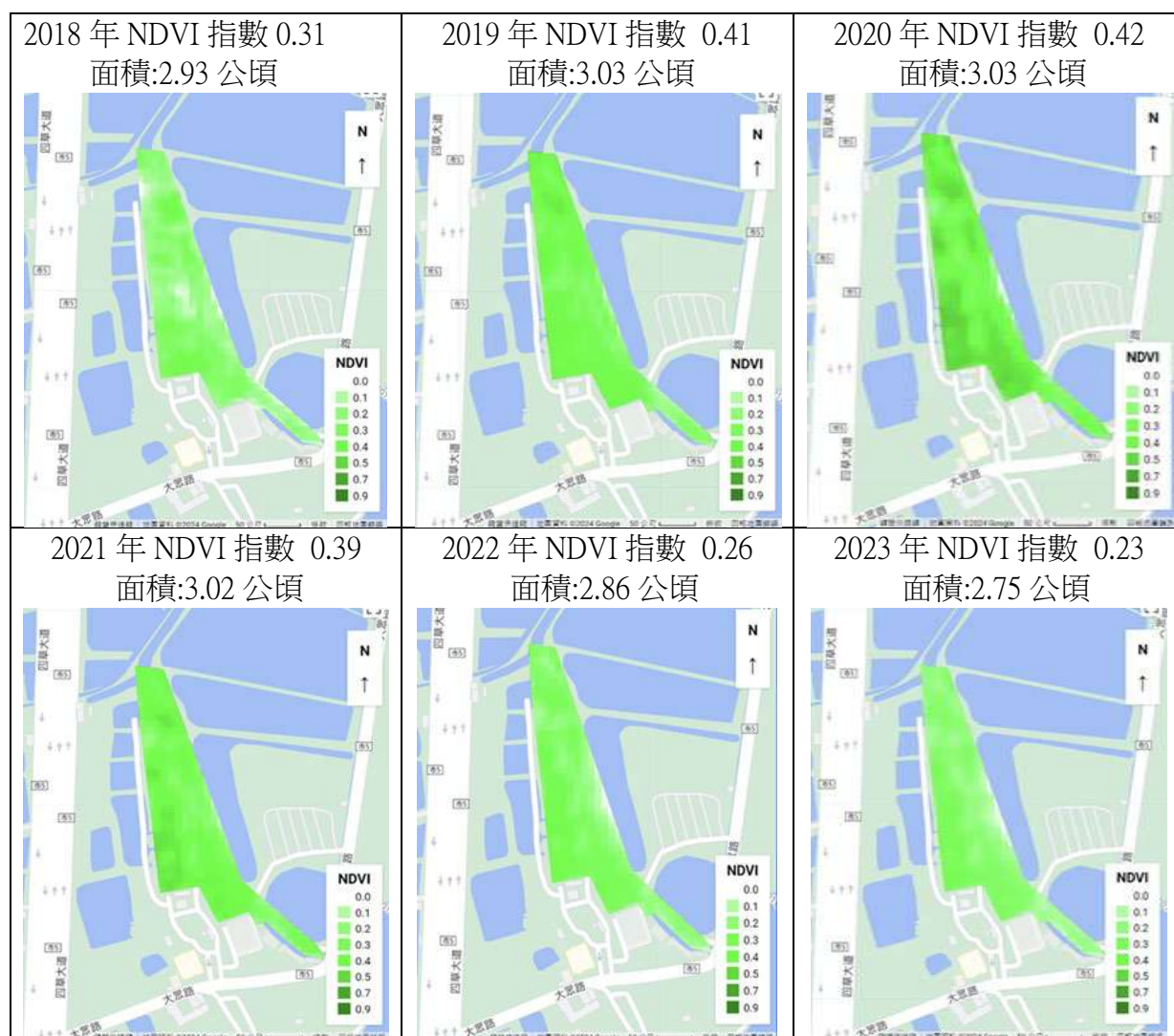


表 3 展示研究區域在研究期間 NDVI（歸一化植被指數）的變化。從 2018 年的 0.31 逐漸上升，於 2020 年達到峰值 0.42，顯示該區域植被健康在該年達到最高點。然而從 2021 年開始，NDVI 指數逐漸下降，至 2023 年降至 0.23，表明在 2020 年後植被健康有所衰退。覆蓋面積 2023 年與 2028 年比減少了 0.18 公頃。

(2) REMI (Red Edge Modified Index)：REMI 是一種利用紅邊波段的植生指數，通常用於更精確地評估植物健康狀況和生長動態。REMI 的值介於 -1 到 1 之間。其計算公式為：
$$REMI = \frac{(RedEdge - Red)}{(SWIR1 - Green)}$$

表 4.不同年度 REMI 可視化分布、指數及研究區域紅樹林植物覆蓋面積表
(來源:作者依研究結果自行繪製)

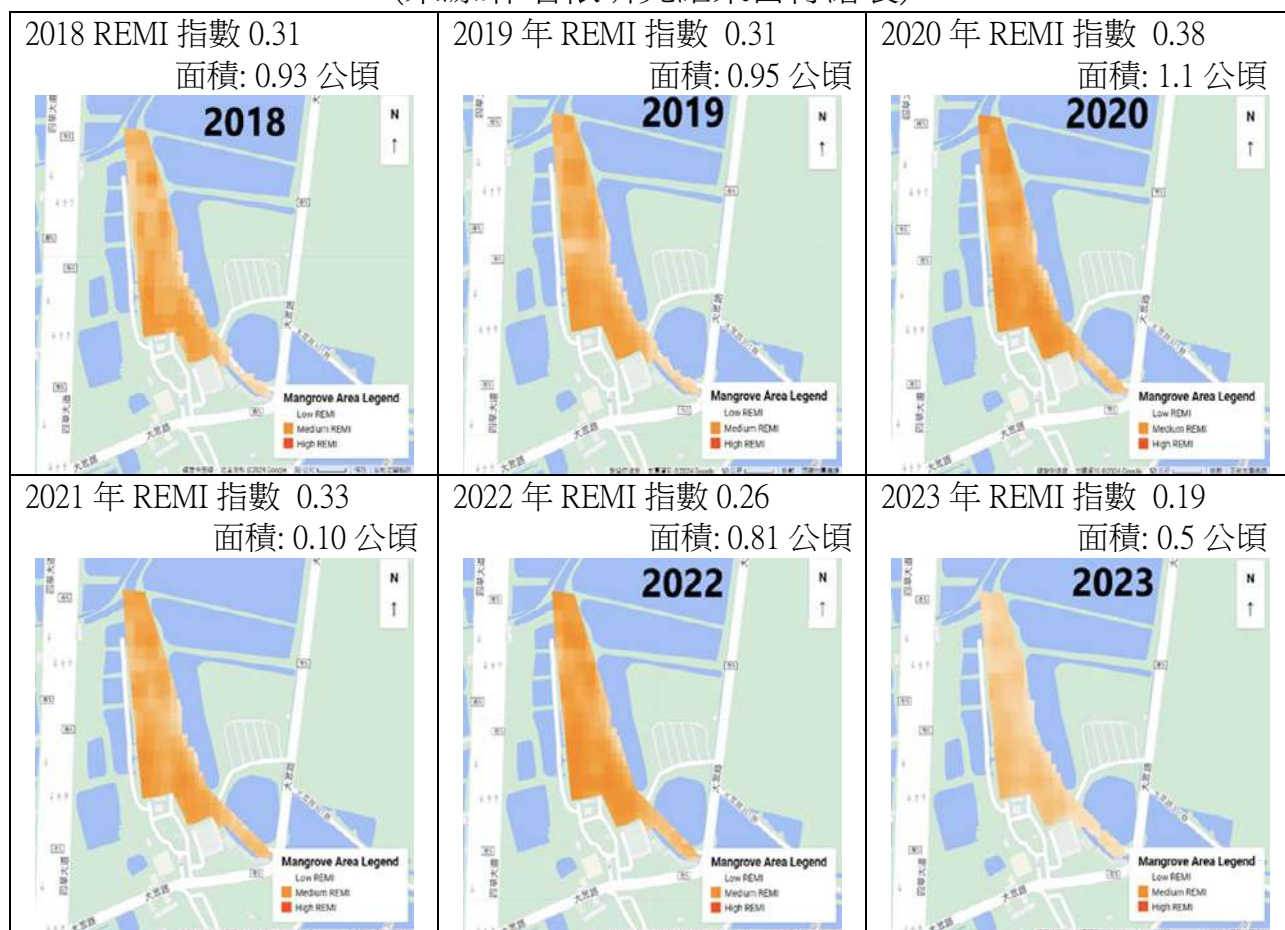


表 4 顯示本研究區域在 2018 至 2023 年間的 REMI（紅邊植被指數）變化，反映出紅樹林區域的健康狀況。根據圖表，2018 年的 REMI 指數為 0.31，覆蓋面積為 0.93 公頃，而到 2023 年，指數下降至 0.19，覆蓋面積減少至 0.5 公頃。整體趨勢顯示紅樹林的植被健康狀況逐年惡化。特別是在 2020 年，指數達到最高值 0.38，但隨後逐年下降。

經分析計算研究期間的植被覆蓋面積與其他指數相比有極大落差，顯示出 REMI 在植被覆蓋面積上的準確性有待商榷。

(3) MVI (Modified Vegetation Index)：MVI 是一種改良的植生指數，主要在提高對不同植被類型的區分能力。其計算公式為：

$$MVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED + L)}$$

表 5.不同年度 MVI 可視化分布圖與研究區域紅樹林植物覆蓋面積表
(來源:作者依研究結果自行繪製)

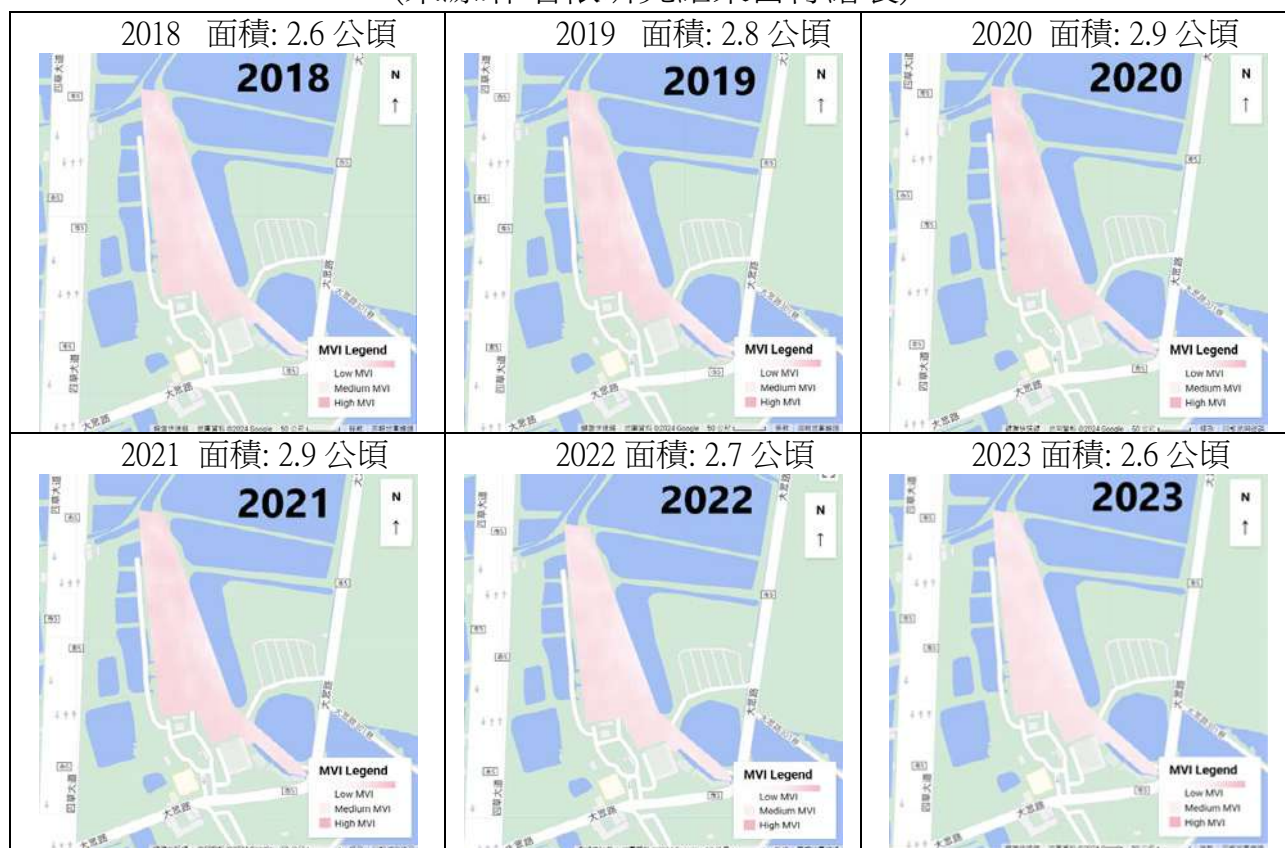


表 5 應用衛星遙感數據以雲計算出顯示了 2018 至 2023 年間四草綠色隧道的 MVI（植被動態指數）變化，反映出紅樹林植被動態及覆蓋區域的變化。從表 5 可見，2018 年到 2023 年間，MVI 指數的變化相對穩定，區域覆蓋面積在 2.6 至 2.9 公頃之間波動。2019 年和 2021 年面積達到高峰，分別為 2.8 和 2.9 公頃，而 2023 年回落至 2.6 公頃。MVI 數據反映出紅樹林植被在整體面積上未出現大規模消退，表明該區域的植被狀況相對穩定。然而，隨著時間的推移，微幅變動可能與季節性變化或外界環境因素，如降水量、土地利用變化和人類活動相關。

(4) NDWI (Normalized Difference Water Index)：NDWI 是一種用於水體指數的計算方法-1 到-0.3 表示非水體表面。利用 Google Earth Engine API 進行遙感衛星影像數據分析，將 NDWI 圖層添加到地圖上，將地圖中心點設置為本研究所框選的紅樹林地理區域。

$$\text{其計算公式為：} \text{NDWI} = \frac{\text{Green}-\text{NIR}}{\text{Green}+\text{NIR}}$$

表 6.不同年度不同年度 NDWI 可視化分布圖與指數表(來源:作者自行繪製)

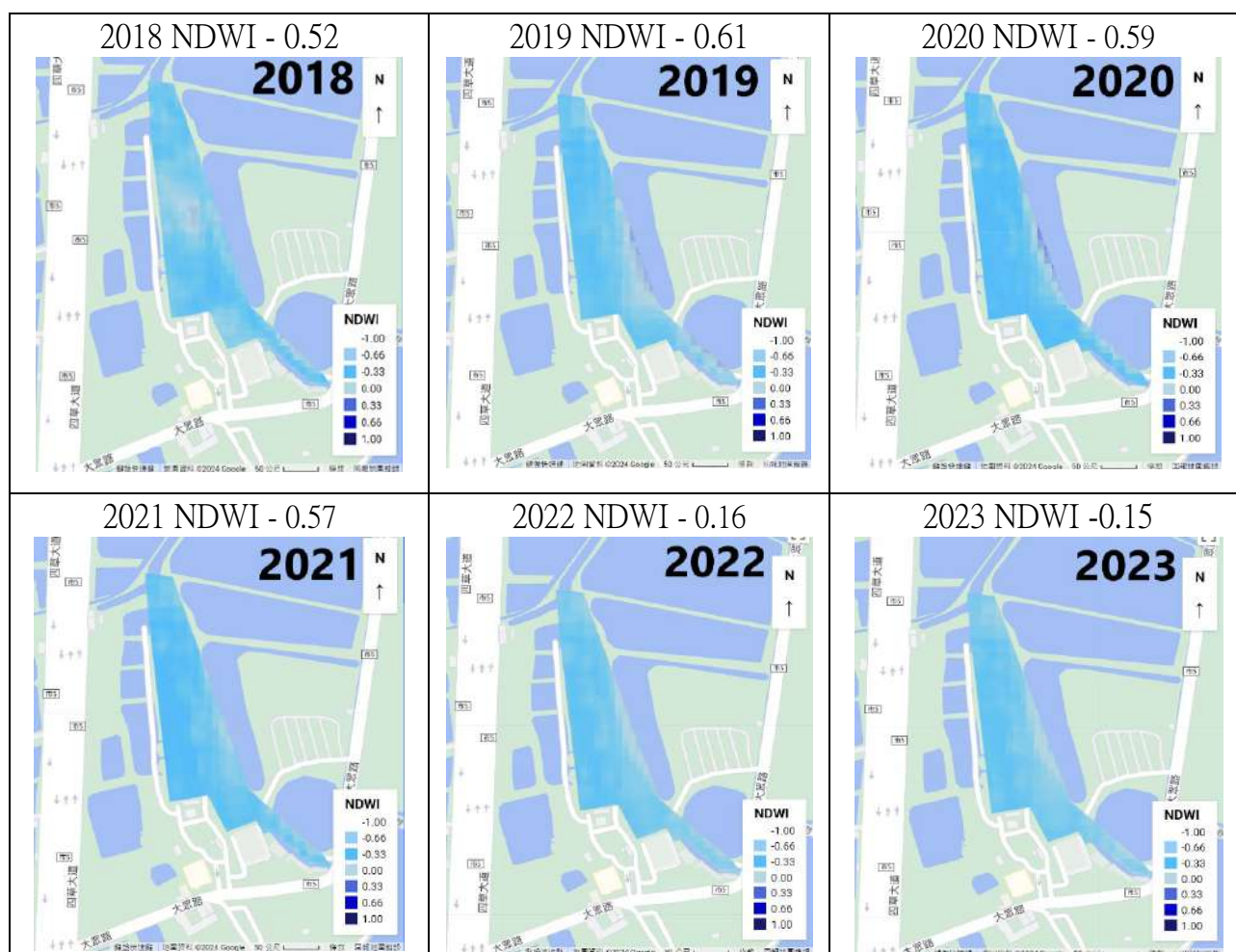


表 6 為應用衛星遙感數據以雲計算出 2018 年至 2023 年間的 NDWI (Normalized Difference Water Index) 變化，反映了該地區水分含量的變化趨勢。每張地圖都標示了不同年份的 NDWI 值，範圍從-0.52 到-0.15，顯示水分含量的不同程度，其中藍色陰影代表水分存在或土壤濕度的不同水平。

從表 6 中可觀察到 NDWI 值的變化可能與氣候變化等環境因素有關。

2 . RGBN (Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index) 的提出與應用

本研究提出一種新的植被指數—RGBN，用於紅樹林植被的分類與健康狀況評估。本指數結合近紅外波段（NIR，B8）以及可見光波段的紅光（B4）、綠光（B3）和藍光（B2）波段信息。近紅外波段（NIR，B8）通常被用來測量植被的健康狀況，尤其與紅光波段（B4）的組合，廣泛應用於現有的植被指數（如 NDVI，歸一化植被指數）。然而，本研究考慮紅樹林的獨特生態環境(紅樹林分佈於水體附近，受水體反射的影響大)，為了減少水體反射及大氣條件的干擾，本研究將藍光（B2）與綠光（B3）波段信息融入指數計算中。

藍光與綠光波段的信息在特定大氣條件下有助於減少氣溶膠和雲層的干擾，從而提高指數對紅樹林植被分類與健康評估的準確性。透過結合多個波段的信息，RGBN 指數可更全面地反映植被的光譜特徵，使其在不同環境條件下的應用更具穩定性和可靠性。

表 7.不同年度不同年度 RGBN 可視化空間分布圖與指數表(來源:作者自行繪製)

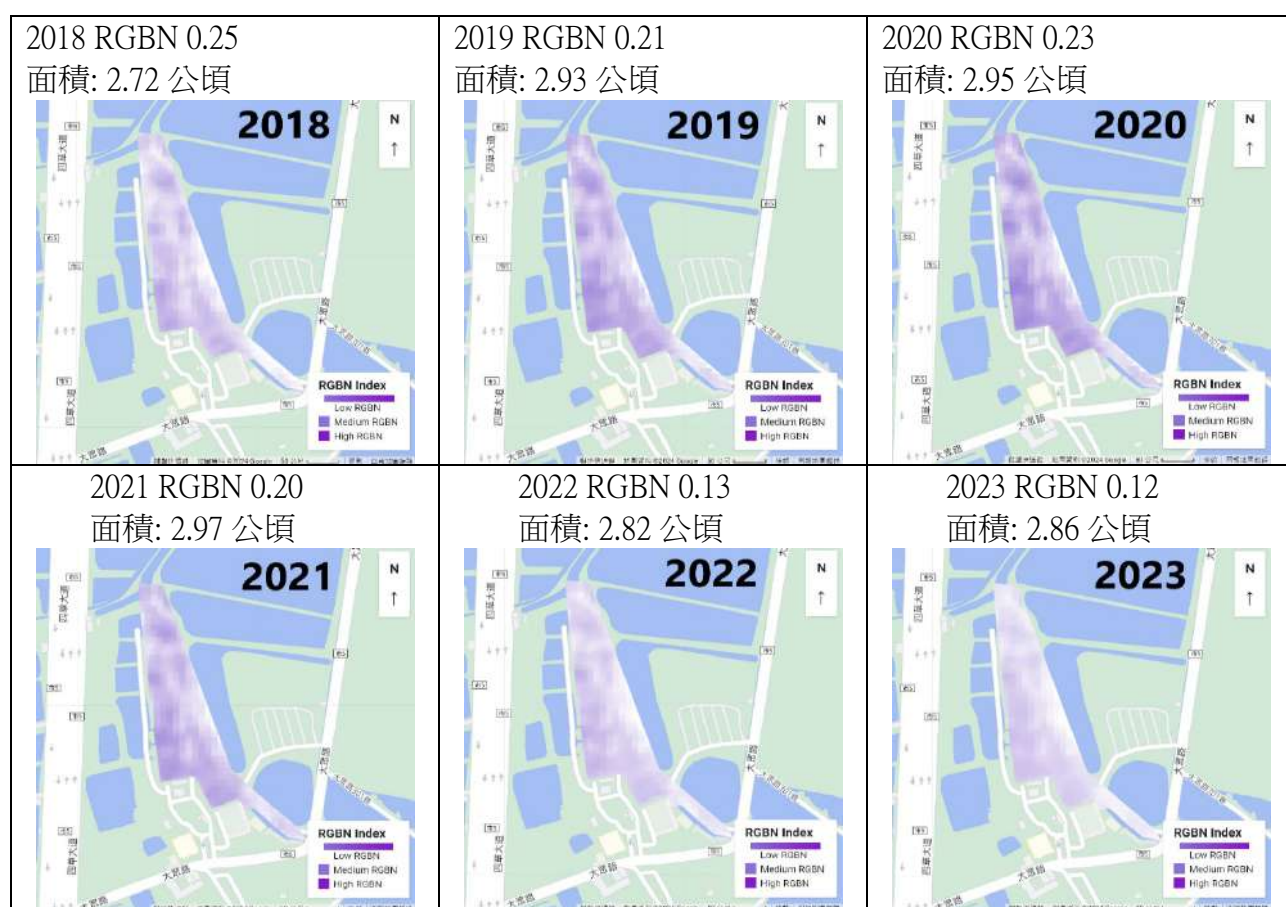


表 7 中，較深的紫色代表更高的 RGBN 指數，而較淺的顏色代表較低的指數。對比不同年份的 RGBN 分布圖，可以明顯看到 2022 年和 2023 年該地區的大部分都呈現較淺的顏色，這表明該地區的植被覆蓋或健康狀況在下降。表中所顯示的 RGBN 指數數值相對偏低，尤其是 2022 年和 2023 年的數值（分別為 0.13 和 0.12）。通常來說，RGBN 指數越高，代表植物的健康狀況越好，植被的綠色度、光合作用效率以及植被覆蓋程度較高。

樹種 50 年生長歷史可能是該地區 RGBN 指數偏低的原因之一，尤其是當樹木老化、生理機能下降和抗逆性變差時，植被健康狀況會受影響。同時，外部環境壓力（如氣候變化、病蟲害）以及土壤條件的變化也可能是加速健康衰退的因素。為了維持該區域的生態系統健康，可能需要考慮更新植被、改善土壤管理或進行補植等措施。

從表 3 至表 7 五種不同遙感指數的可視化空間分布圖，發現表 7 RGBN 可視化空間分布圖可以更清楚看到時間與空間上的變化，視覺化顯示結果優於其它遙感指數。

3. 地表溫度：引用 2018 年至 2023 年日期和本研究區域地理坐標的 MODIS LST 數據集，計算出紅樹林地理區域地表平均溫度，單位為 $^{\circ}\text{C}$ ，用以分析與紅樹林植物面積以及碳儲量之間的關聯性（圖 11）。

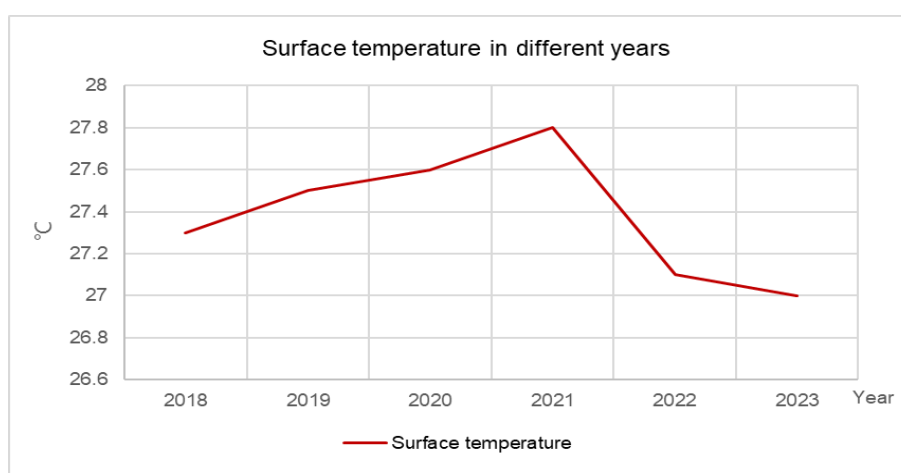


圖 11.各年度年平均地表溫度折線圖(來源:作者自行繪製)

4. 降水量計算：利用 Google Earth Engine API 處理和視覺化全球降水量數據，從 UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY 數據集中獲取降水量數據，引用 2018 年至 2023 年日期和本研究區域地理坐標，計算本研究所框選的紅樹林地理區域的平均總降水量，用以分析與紅樹林植物面積以及碳儲量之間的關聯性（圖 12）。

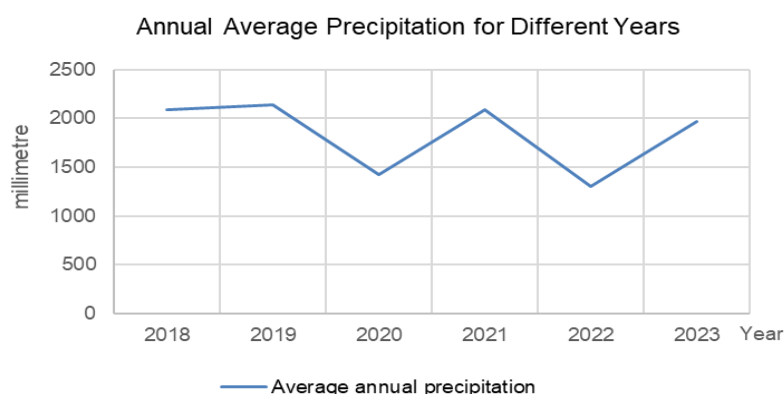


圖 12.各年度年平均降水量折線圖(來源:作者自行繪製)

肆、研究結果

一、自定義植被指數（RGBN）分析與比較

本研究提出了一個新的遙感指數，RGBN (Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index)，目的為更精確地反映紅樹林植被的覆蓋狀況。為了驗證 RGBN 指數的可信度，我們將其與常用的植被指數例如:NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 和 MVI (Modified Vegetation Index)進行不同紅樹林植物光譜反射以及紅樹林覆蓋面積比較。

（一）指數的比較與可靠性驗證

將這些指數分別應用於四種不同紅樹林植物並根據其公式進行計算與結果分析出光譜反射率。圖 13 是具體的比較結果：

1. **指數範圍**：不同紅樹林植物中 RGBN 指數的數值範圍在 0 到 0.373 之間，這與 NDVI 和 MVI 的範圍相當，表明 RGBN 指數在數值範圍上與其它指數具有可比性，沒有出現異常的高值或低值，增加了其可信度。

2. **指數變異性**：RGBN 指數在不同植物種類之間的變異性與 NDVI 和 MVI 相似。例如，*Kandelia obovata* 和 *Avicennia marina* 的 RGBN 值較低，而 *Lumnitzera racemosa* 的 RGBN 值最高，這與 NDVI 和 MVI 的變化趨勢一致，表明 RGBN 指數能夠有效區分不同植物的健康狀況。

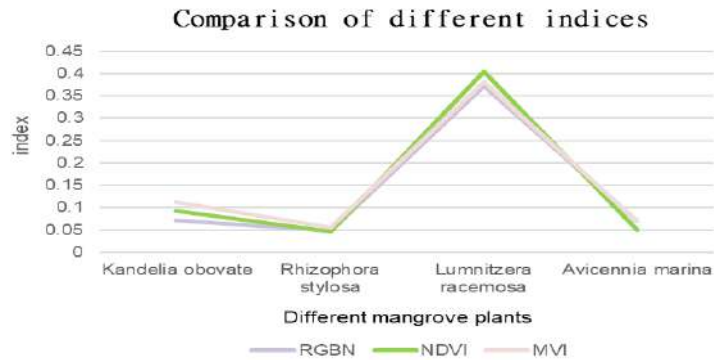


圖 13.四種紅樹林植物 RGBN 與 NDVI、MVI 遙感指數圖(來源:作者自行繪製)

(二) 覆蓋面積的比較與可靠性驗證

圖 14 展示了 2018 年至 2023 年間，使用 RGBN、REMI 和 MVI 以及 NDVI 四種方法測量的紅樹林覆蓋面積變化。從數據中可以觀察到，不同方法在測量紅樹林覆蓋面積時，確實會產生些許差異。

1. **數據一致性**：RGBN 指數用於紅樹林植物覆蓋面積中在不同年份的測量結果其變化趨勢與 NDVI 和 MVI 指數相似。這表明 RGBN 指數能夠反映出與其它常用指數一致的植被健康狀況同時進一步證實了我所創建的方法有高準確性與可信度。

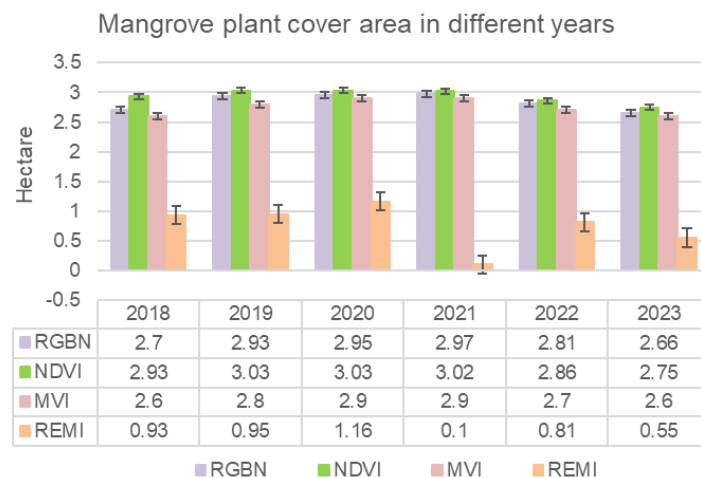


圖 14.不同指數測量出不同年度的紅樹林覆蓋面積變化(來源:作者自行繪製)

經過對上述四種紅樹林植物的光譜反射以及覆蓋面積進行交叉分析，結果顯示 RGBN 指數與 NDVI 和 MVI 指數在反映個別植被健康狀況的趨勢上具有高度一致性。在健康狀況的評估中，當 RGBN 與 NDVI 和 MVI 的趨勢相一致時，進一步驗證了 RGBN 在評估紅樹林植被健康狀況方面的有效性。由此證實了 RGBN 指數具備應用潛力，有望成為針對紅樹林生態系統新的輔助工具，為植被健康狀況提供更全面的評估方法。

二、自動分類紅樹林植被的空間分布及其時間動態分析

（一）機器學習自動分類紅樹林植被

隨機森林演算法是一種監督式學習方法，以構建多個決策樹並將它們的結果進行集成來進行分類或回歸，本研究利用此方法分析了不同年度紅樹林植被的空間分布及其時間動態。模型驗證結果顯示，本研究模型的準確度達到 94.74%（圖 15），顯示出該方法在紅樹林植被分類和動態監測中的高效性和可靠性。

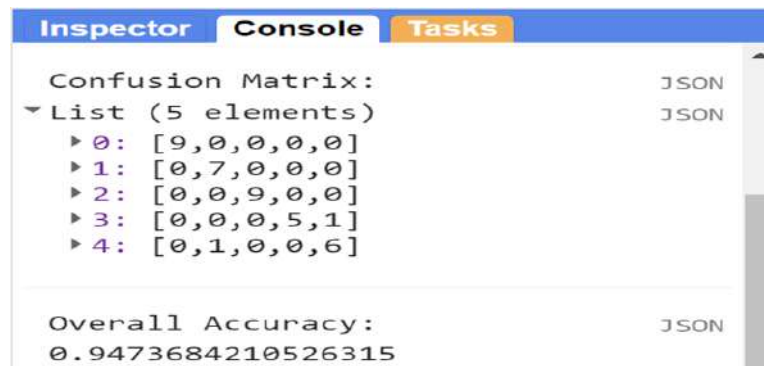


圖 15.本研究程式之混淆矩陣輸出與模型準確度驗證值(來源:作者自行繪製)

（二）紅樹林面積與指數關係之分析：NDVI 與 RGBN 指數的比較

圖 16 展示了紅樹林面積與指數 NDVI（綠色）和 RGBN（紫色）之間的關係。NDVI 的 R^2 值為 0.0811，RGBN 的 R^2 值為 0.3326，表示 RGBN 指數對紅樹林面積的解釋力較強。根據圖表數據，RGBN 指數與紅樹林面積之間的相關性較高，顯示出 RGBN 指數可能是評估紅樹林面積變化的更有效指標。

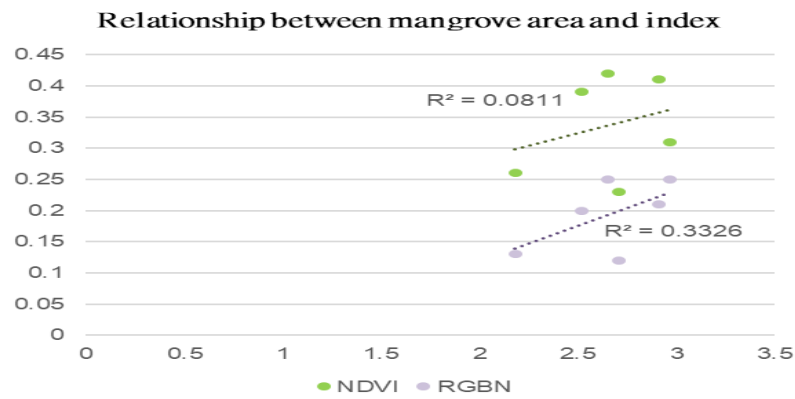


圖 16.機器學習分類器估算出不同年度紅樹林植被的總面積變化與指數關聯圖
(來源:作者自行繪製)

圖 17 為 2018 年至 2024 年間四種紅樹植物(水筆仔、海茄苳、欖李和紅海欖)的面積變化，並與 NDVI(歸一化植被指數)、NDWI(歸一化水指數)和 RGBN 指數進行比較。NDWI 顯示水分狀況， R^2 值為 0.8384，表明該指數與紅樹植物面積也有較高的相關性。NDVI 的 R^2 值為 0.8599，RGBN（新指數）的 R^2 值為 0.8885，顯示其與紅樹植物面積的相關性相當高，在評估不同紅樹林植物類型的分佈面積方面表現最好。

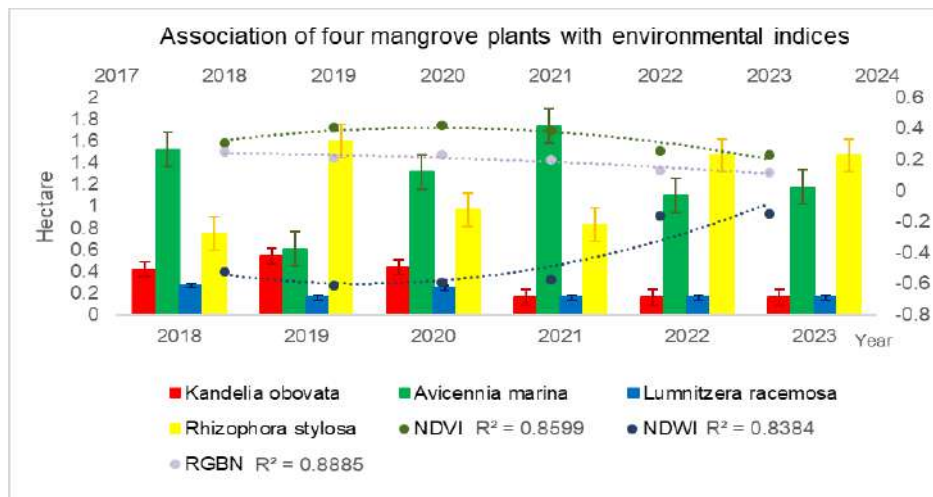


圖 17.不同年度不同紅樹林植物類型分佈面積與指數關聯圖(來源:作者自行繪製)

上圖顯示，紅樹植物的面積變化與 NDVI、NDWI 和 RGBN 指數有顯著的相關性，這表明紅樹植物的生長狀況與環境健康密切相關。這些數據對於生態研究和保育工作具有重要意義，能夠幫助我們更好地理解紅樹植物的生態需求和環境影響。

三、不同年度紅樹林的藍碳儲量變化

本研究使用皮爾森相關係數計算 RGBN 指數與碳儲量、NDVI、NDWI 等指數間的相關性。圖 18 結果顯示 RGBN 與碳儲量之間的相關性 $R^2 = 0.8651$ ，表明該指數在評估碳儲量方面具有較強的預測能力。此外，NDVI 與碳儲量的相關性 $R^2 = 0.3034$ ，這表明雖然 NDVI 也能反映植被健康狀況，但在預測碳儲量方面不如 RGBN 有效。這些結果證實 RGBN 指數在長期碳匯監測中的應用潛力。

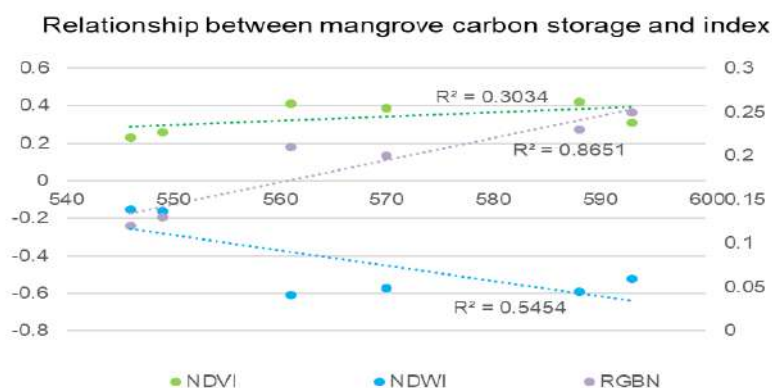


圖 18.不同年度紅樹林藍碳總儲量變化與各遙感指數關聯圖

(來源:作者自行繪製，其中 RGBN 與碳儲量間的相關性 $R^2 = 0.8651$ ，顯示在評估碳儲量方面具有較強的預測能力)

圖 19 分析 2018 年至 2023 年間四種紅樹林植物 (*Kandelia obovata*、*Avicennia marina*、*Lumnitzera racemosa* 和 *Rhizophora stylosa*) 的藍碳儲量變化，其中不同顏色代表不同的紅樹林植物，圖表顯示了這些紅樹林植物在不同年度的碳儲量，單位為公噸。*Rhizophora stylosa* 的碳儲量在 2021 年達到最高值，顯示出顯著的增長趨勢。*Lumnitzera racemosa* 的碳儲量相對穩定，但在 2023 年有所增加。*Kandelia obovata* 的碳儲量在 2019 年和 2020 年有所下降，但在 2022 年恢復至較高水平。*Avicennia marina* 的碳儲量自 2020 年起持續增長，特別在 2020 年和 2021 年達高峰。這些結果揭示了不同紅樹林植物在碳儲量方面的動態變化，反映了它們在碳封存和應對氣候變化中扮演的重要角色。持續監測紅樹林生態系統有其必要性，而數據資料為制定有效的保護和管理策略提供科學依據。此外，推測環境因素(如降水量、地表溫度等)和不同的指數(如 NDVI、NDWI 等)皆可能對植物生長與碳儲量變化產生影響，需進一步分析以更全面的理解這些影響。

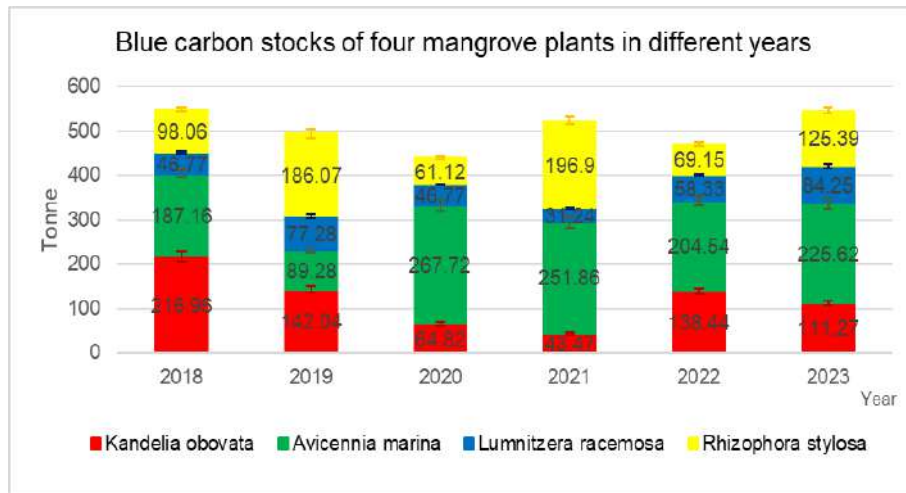


圖 19.不同年度不同紅樹林植物碳儲存量估算值(來源:作者自行繪製)

圖 20 中分析四種紅樹林物種（*Kandelia obovata*、*Avicennia marina*、*Lumnitzera racemosa* 和 *Rhizophora stylosa*）與三種遙感指數（NDVI、NDWI 和 RGBN）之間的關係。

圖 20a 中 NDVI 與 *Kandelia obovata* 之間 $R^2 = 0.5542$ 有中等相關性；圖 20g 中 NDWI 的 $R^2 = 0.2260$ 顯示與 *Lumnitzera racemosa* 之間有一定相關性；圖 20k 中 RGBN 的 $R^2 = 0.2773$ ，顯示 RGBN 與 *Lumnitzera racemosa* 之間有相關性。

基於碳儲量的分析顯示不同紅樹林物種的植被健康（NDVI）、水分含量（NDWI）和光譜特徵（RGBN）與碳儲量之間的相關性各異。圖 20a 中 *Kandelia obovata* 在 NDVI 上顯示出顯著的負相關，可能反映出其碳儲量增加與植被健康下降的趨勢。*Lumnitzera racemosa* 在 NDWI 和 RGBN 指數中與碳儲量呈現出較強的正相關(圖 20g)與負相關(圖 20k)，顯示碳儲量對其水分含量和光譜特徵影響較大。相比之下，其他物種在大多數指數上的相關性較低，碳儲量對其生態系統影響相對有限。

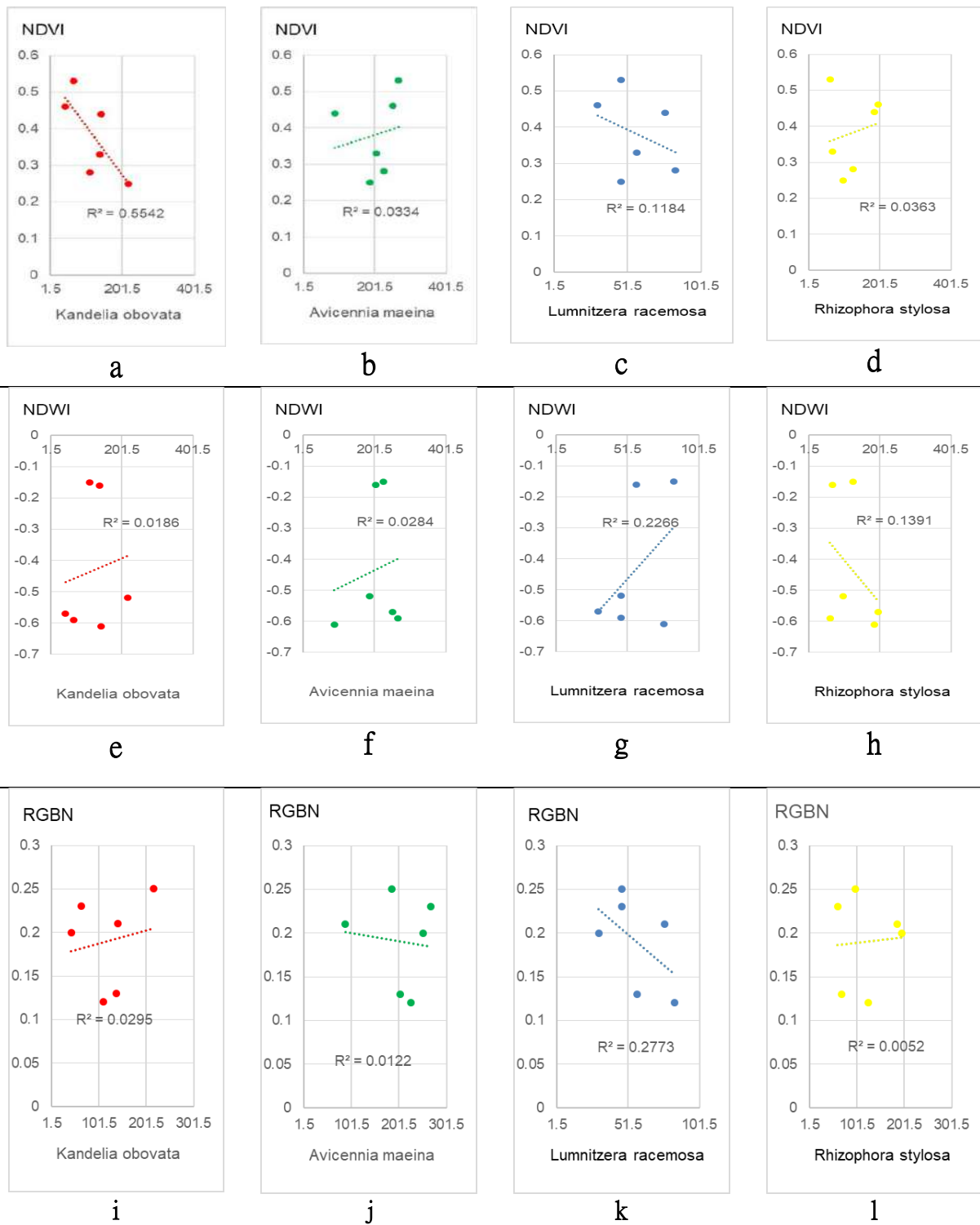


圖 20.不同年度不同紅樹植物碳儲量與三種指數的關係(來源:作者自行繪製)

四、環境氣候因素對於紅樹林植物的分析與探討

(一) 環境氣候因素與面積的關係分析

根據圖 21 a 和 b 兩張圖表分析，紅樹林面積與地表溫度和年均降水量之間的關係顯示出不同的相關性。紅樹林面積與圖 b 地表溫度之間的相關性極弱，趨勢線 R^2 值僅為 0.0048，表明地表溫度對紅樹林面積的影響微乎其微。相反，紅樹林面積與圖 a 年均降水量之間存在強烈的正相關性，趨勢線 R^2 值為 0.722，表明降水量對紅樹林面積有顯著影響。這意味著降水量可能是影響紅樹林生長和碳儲存的重要環境因素。

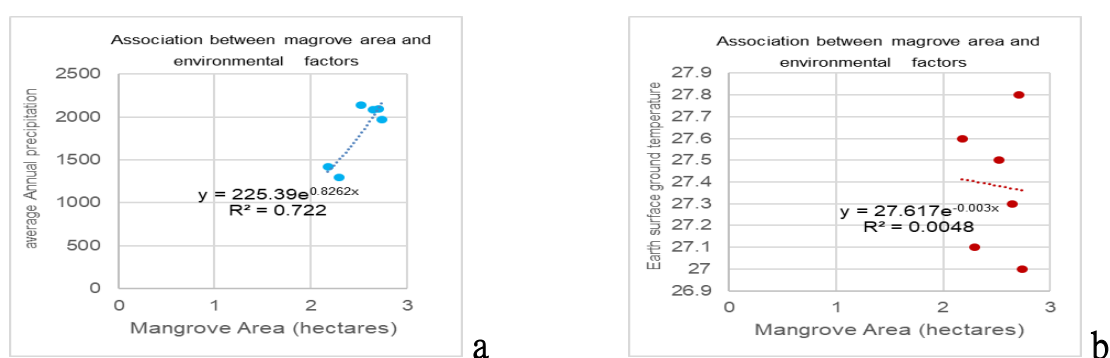


圖 21.a 年平均降水量與紅樹林面積關係圖、b 年地表溫度與紅樹林面積關係圖
(來源:作者自行繪製)

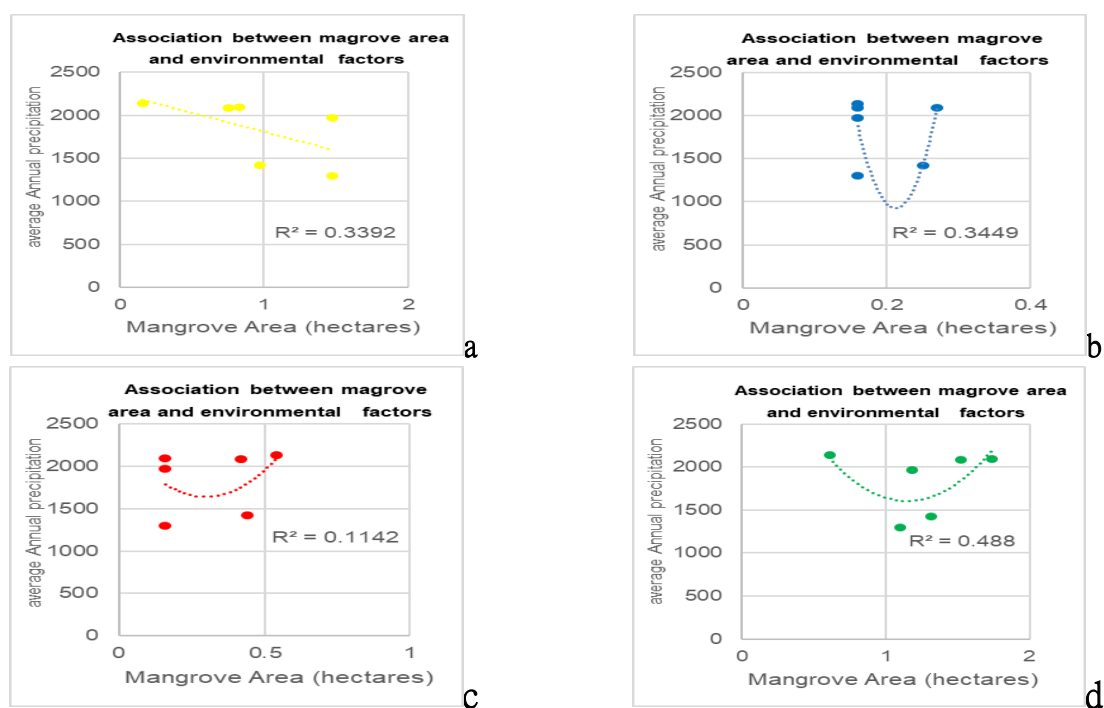


圖 22.年度平均降水量與四種不同紅樹林植物面積關係圖(來源:作者自行繪製)

圖 22 中 a、b、c、d 的 R^2 值範圍從 0.1142 到 0.488 不等，整體而言， R^2 值都未達到 0.5 以上，單個物種與降水量的關聯性較低，但當所有紅樹林物種加總考慮時，圖 21a 中整體的 R^2 值達到 0.722，顯示整體討論年均降水對紅樹林系統具有顯著影響。這可能是因為總面積反映了不同物種的集體效應，均衡單一物種的變異性；紅樹林生態系統的多樣性可能幫助抵消降水變化的極端影響，某些物種在乾旱或降水過多的情況下仍能生存，從而保持了整體紅樹林覆蓋面積的穩定性。

（二）環境氣候因素與碳儲量的關係分析

根據圖 23 兩張圖表綜合分析，a 紅樹林的藍碳儲存量與地表溫度和年均降水量之間的關係顯示出不同的相關性。b 紅樹林藍碳儲存量與地表溫度之間的相關性趨勢線 R^2 值僅為 0.0971，顯示地表溫度對紅樹林碳儲量的影響微乎其微。相較之下，紅樹林藍碳儲存量與年均降水量之間存在部分的正相關性，趨勢線 R^2 值為 0.5674，顯示降水量對紅樹林碳儲量有影響。結果顯示降水量是影響紅樹林碳儲量的主要因素，這可能與紅樹林在高降水量時，根系能更有效吸收養分，促進碳的固定有關。這與紅樹林生態系統通常分佈於潮濕或水體附近的環境相符合，因此，降水量的變化將直接影響碳封存率；相對而言，地表溫度對碳儲量的影響不顯著，這可能是因為紅樹林植物具有較強的耐溫性，並且其碳吸收能力更多依賴水分和光合作用的持續性，而非單一的溫度變化。

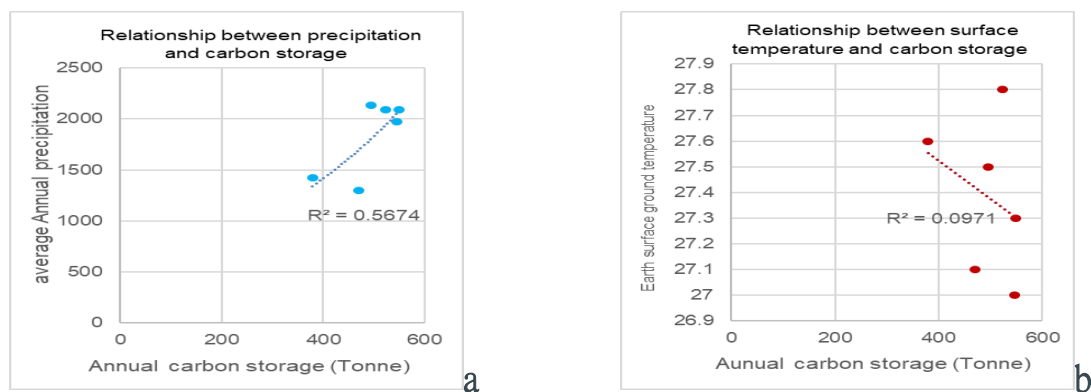


圖 23a 降水量與碳儲量關係圖、b 地表溫度與碳儲量關係圖(來源:作者繪製)

圖 23a 顯示降水量增加時，碳儲量明顯上升，回歸線表明二者的正相關性，而圖 23b 顯示碳儲量與地表溫度之間的弱相關性，點狀分佈相對分散，無顯著的趨勢，顯示年均降水量是影響紅樹林碳儲存的較重要因素，而地表溫度的影響相對較小。

伍、討論

一、使用機器學習算法自動分類紅樹林植物，並分析其多時期分佈與動態變化

本研究使用了隨機森林演算法進行紅樹林植物的分類，結果顯示分類準確率達到 94.74%。隨機森林演算法是隨機選擇光譜特徵並生成多棵決策樹，有效降低了過度擬合的風險，特別是針對多光譜影像中的異質數據。然而，在處理混合植被區域或光譜重疊較高的情況下，仍可能會出現分類精度下降的情況。未來研究將探索更高階的學習方法，例如深度學習演算法的應用或許可以更進一步提升模型在處理大規模數據中的泛化能力，使其適用於更多的環境場景。

二、RGBN 指數提升紅樹林分類與健康監測，並不限於特定區域應用

本研究首次提出了 RGBN 指數(Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index)，專門用於紅樹林植物的分析。該指數結合了可見光波段（B2 藍光、B3 綠光、B4 紅光）和近紅外波段（B8），經過整合不同波段的差異，實現對紅樹林植被健康狀況的優異評估。

RGBN 指數在全球範圍內具有廣泛的適用性，並不僅限於特定的研究區域。這一特性使得該指數能夠應用於各種不同的紅樹林生態系統，進行健康狀況和覆蓋面積的監測。此外，RGBN 指數相比於傳統的 NDVI 和 REMI 指數，在捕捉紅樹林植被動態變化方面顯示了更高的靈敏度，尤其能有效降低水體反射對分類精度的干擾，這在靠近水域的紅樹林生態系統中特別重要。因此，RGBN 指數可作為一種高效的工具，有望用於全球範圍內的紅樹林監測和生態健康評估。

三、基於雲端數據庫估算紅樹林的藍碳儲量，並探討其變化趨勢

本研究利用 Google Earth Engine (GEE) 平台進行紅樹林藍碳儲量的估算，並對 2018 年至 2023 年期間的變化進行分析。研究結果顯示，碳儲量在 2018 年為 549 公噸，但至 2020 年下降至 379 公噸，之後逐漸回升，2023 年達到 546 公噸，幾乎恢復到 2018 年的水平，這些數據反映出紅樹林生態系統在面對環境壓力（如降水量變化）時，具有調節和恢復的能力。

其中，紅海欖在 2021 年達到碳儲量最高峰，顯示其碳封存能力優越；而欖李的碳儲量相對穩定，顯示不同物種在應對環境變化時的碳儲存能力存在顯著差異。這些差異可能與物種的生物學特性、根系結構以及它們對環境條件的敏感度有關。

四、植被指數與環境氣候因素的相互關聯性

進一步探討紅樹林植物與其生態系統的相互關聯性時，本研究分析多種植被指數（NDVI、NDWI、REMI）以及環境氣候因素（降水量、地表溫度）與紅樹林之間的關係。研究結果顯示，NDVI 對紅樹林覆蓋面積變化的解釋力非常強（ $R^2 = 0.8467$ ），而 NDWI 對水分變化的解釋能力也相對較高（ $R^2 = 0.8384$ ）。然而，REMI 指數的應用範圍相對較窄，對覆蓋面積的解釋力較弱，這可能是由於 REMI 主要用於區分植物健康狀況，但在紅樹林這類依賴水分的植物中，對水體的敏感性不如 NDVI 和 NDWI 顯著。

環境氣候因素分析顯示，紅樹林覆蓋面積與年均降水量之間存在顯著正相關性（ $R^2 = 0.722$ ），而地表溫度對紅樹林的影響較小（ $R^2 = 0.0048$ ）。這表明降水量是影響紅樹林生態系統健康與碳儲存的重要因素，而溫度的變化對其影響相對較弱，這可能與紅樹林對溫度變化有較強耐受性有關。

五、自動分類模型與 MVI 方法的比較

與傳統的 MVI (Modified Vegetation Index) 方法相比，本研究所開發的自動分類模型表現出顯著優勢，不僅在分類準確率達到 94.74%，還能穩定

反映不同年度紅樹林覆蓋面積的變化。MVI 方法在數據分析中產生了異常值，這可能是由於其在處理紅樹林水體反射或大氣影響時的敏感性不足所導致。而本研究的自動分類模型以隨機森林算法與 RGBN 多光譜波段的結合，有效避免了這些問題，展現出更高的穩定性和實用性。

陸、結論

1. RGBN 指數的創新與應用前景

本研究成功開發了 RGBN 指數（Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index），該指數能夠更準確地捕捉紅樹林植被的光譜特徵，並有望在全球範圍內具有廣泛的適用性。與傳統的 NDVI 和 REMI 相比，RGBN 指數在捕捉紅樹林健康狀況和動態變化方面表現出更高的靈敏度和穩定性。未來可以進一步探討該指數在不同氣候條件下的應用，並結合時序數據進行長期監測。

2. 機器學習模型在長期區域監測中的成功應用

本研究以隨機森林演算法，成功開發了一套自動分類模型，能夠對特定區域的紅樹林進行長期的生態監測，分類準確率達到 94.74%。本模型能夠有效處理多時期的遙感影像數據，準確區分不同紅樹林物種，並捕捉其空間分佈及動態變化，未來研究將引入更多的深度學習技術，進一步提升模型的準確性與應用範圍。

3. 環境氣候因素對紅樹林動態變化與碳儲量的影響

本研究結果顯示，降水量是影響紅樹林覆蓋面積與藍碳儲量的關鍵環境氣候因素。紅樹林面積與年均降水量之間存在顯著正相關性（ $R^2 = 0.722$ ），這表明水分供應直接影響紅樹林生態系統的生長和健康。對於紅樹林的碳儲量而言，降水量的變化也起到了重要作用，碳儲量與年均降水量呈現顯著的正相關（ $R^2 = 0.5674$ ）。這說明在水分充足的情況下，紅樹林植物的生長得到促進，從而提高了其碳封存能力。

相比之下，地表溫度對紅樹林覆蓋面積（ $R^2 = 0.0048$ ）和碳儲量（ $R^2 = 0.0971$ ）的影響相對較小。因此未來的紅樹林保護與管理應優先考慮水文條件的變化，特別是在應對氣候變遷帶來的降水模式變化時，應採取適當的措施以保護紅樹林的健康發展。

4. 藍碳儲量的波動與生態系統應對能力

從 2018 年至 2023 年期間，紅樹林的總碳儲量經歷了波動，從 2018 年的 549 公噸下降至 2020 年的 379 公噸，隨後逐步回升至 2023 年的 546 公噸。這種波動反映出紅樹林生態系統在面對外部環境壓力（如降水量的變化）時，具有一定的自我調節與恢復能力。

碳儲量的變化與紅樹林覆蓋面積的動態變化密切相關，但更大程度上受到氣候和水文因素的影響。因此，未來在應對氣候變遷帶來的極端氣候事件（如乾旱或洪水）時，應加強對紅樹林碳封存能力的動態監測，並適時採取恢復性措施以確保其長期的生態功能。

5. 應用價值與未來展望

自動分類模型的高準確率（94.74%）使其具備擴展至其它紅樹林生態區域的潛力。這將有助於全球範圍內的紅樹林生態系統長期監測，尤其是受氣候變遷影響較大的熱帶和亞熱帶地區。基於模型的分類結果，科學家與保育機構可以針對紅樹林健康狀況及其覆蓋變化做出更快速、精確的分析，進而優化生態修復策略和資源分配。

本研究所提出的 RGBN 指數具有廣泛的應用潛力，特別是在大規模紅樹林覆蓋範圍監測和碳匯評估方面，可為氣候變遷背景下的碳循環研究和生態系統管理提供新的工具。RGBN 指數的準確性和穩定性，使其成為紅樹林生態系統監測和數據分析中的一個突破性工具，特別是在捕捉紅樹林動態變化及其碳儲量波動方面表現優異。

此外，本研究已於 GEE 平台成功開發並編寫了整合 InVEST 模型 (Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs) 的程式碼(圖 24)，包括碳儲存與固碳模型及 Coastal Blue Carbon 模型。這一進展將為未來進行更深層次的藍碳價值評估奠定基礎。未來研究可以透過收集並整合更多詳細的數據，如土地利用數據、碳匯數據、生物物理參數以及碳價格等資料，運行這些已編寫的程式碼，實現藍碳價值的量化估算。這些結果將為藍碳價值評估提供關鍵的定量數據，並支持碳交易與藍碳管理的決策制定，從而為全球氣候變遷的應對策略提供更有力的科學依據。

```
#
import natcap.invest.carbon
import natcap.invest.coastal_blue_carbon

# InVEST碳儲存與固碳模型參數
carbon_params = {
    'workspace_dir': 'path/to/output',
    'lulc_cur_path': 'path/to/classified_landcover.tif',
    'carbon_pools_path': 'path/to/carbon_pools.csv',
    'lulc_cur_year': 2021,
    'do_valuation': True,
    'price_per_metric_ton_of_c': 43,
    'rate_change': 0.025,
    'discount_rate': 0.07,
    'n_years_future': 30
}

# 執行InVEST碳儲存與固碳模型
natcap.invest.carbon.execute(carbon_params)

# InVEST Coastal Blue Carbon模型參數
blue_carbon_params = {
    'workspace_dir': 'path/to/output',
    'landcover_snapshot_csv': 'path/to/landcover_snapshot.csv',
    'biophysical_table_path': 'path/to/biophysical_table.csv',
    'landcover_transitions_table': 'path/to/landcover_transitions_table.csv',
    'analysis_year': 2050,
    'do_economic_analysis': True,
    'use_price_table': True,
    'price_table_path': 'path/to/price_table.csv',
    'discount_rate': 0.07
}

# 執行InVEST Coastal Blue Carbon模型
natcap.invest.coastal_blue_carbon.execute(blue_carbon_params)

# 讀取並打印結果
with open('path/to/output/carbon_results.csv', 'r') as f:
    carbon_results = f.read()
print('Carbon Storage and Sequestration Results:', carbon_results)

with open('path/to/output/blue_carbon_results.csv', 'r') as f:
    blue_carbon_results = f.read()
print('Coastal Blue Carbon Results:', blue_carbon_results)
```

圖 24 . 可在 GEE 實現的 InVEST 模型的程式碼（來源：本研究成果）

柒、參考文獻

1. Alongi, D. M. (2014). Carbon sequestration in mangrove forests. *Carbon Management, 5*(2), 131-142. <https://doi.org/10.4155/cmt.14.8>
2. BUILDING LOW EMISSION ALTERNATIVES TO DEVELOP ECONOMIC RESILIENCE AND SUSTAINABILITY PROJECT (B-LEADERS). (2017). *Assessment of carbon sequestration potential of mangrove forests in the Talon-Talon and Mampang Treevolution sites of Zamboanga City*. Terminal Report.

- https://pdf.usaid.gov/pdf_docs/PA00TC68.pdf
3. Central News Agency. (2023, September 10). Taiwan's current blue carbon stock is 350,000 tons, mangrove carbon reduction is 2.5 times that of forests. *National Chung Hsing University Sustainable Agriculture Innovation Development Center*. <https://idcsa.nchu.edu.tw/page-1.php?id=bec175f2-5051-11ee-ae27-56000176fdd3>
 4. Chen, Z., Zhang, M., Zhang, H., & Liu, Y. (2023). Mapping mangrove using a red-edge mangrove index (REMI) based on Sentinel-2 multispectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61*, 4409511.
 5. Donato, D. C., Kauffman, J. B., Murdiyarso, D., Kurnianto, S., Stidham, M., & Kanninen, M. (2011). Mangroves among the most carbon-rich forests in the tropics. *Nature Geoscience, 4*(4), 293-297. <https://doi.org/10.1038/ngeo1123>
 6. Fen, B., Tao, Y., Xie, X., Qin, Y., Hu, B., Jia, R., ... & Jiang, W. (2024). Identification of suitable mangrove distribution areas and estimation of carbon stocks for mangrove protection and restoration action plan in China. *Journal of Marine Science and Engineering, 12*(3), 445. <https://doi.org/10.3390/jmse12030445>
 7. 高苑科技大學綠工程技術研發中心(2011)。國家重要濕地碳匯功能調查計畫總結報告書。內政部營建署城鄉發展分署。
<https://wetlandtw.tcd.gov.tw/upload/file/20190522110235955.pdf>
 8. Kuenzer, C., Bluemel, A., Gebhardt, S., Vo Quoc, T., & Dech, S. (2011). Remote sensing of mangrove ecosystems: A review. *Remote Sensing, 3*(5), 878-928. <https://doi.org/10.3390/rs3050878>
 9. Murdiyarso, D., Purbopuspito, J., Kauffman, J. B., Warren, M. W., Sasmito, S. D., Donato, D. C., ... & Kurnianto, S. (2015). The potential of Indonesian mangrove forests for global climate change mitigation. *Nature Climate Change, 5*(12),

- 1089-1092. <https://doi.org/10.1038/nclimate2734>
10. Pham, T. D., Yokoya, N., Bui, D. T., Yoshino, K., & Friess, D. A. (2019). Remote sensing approaches for monitoring mangrove species, structure, and biomass: Opportunities and challenges. **Remote Sensing*, 11*(3), 230.
<https://www.mdpi.com/2072-4292/11/3/230>
 11. 王樂、時晨、田金炎、宋曉楠、賈明明、李小娟、劉曉萌、鍾若飛、殷大萌、楊杉杉、郭先仙(2018)。基於多源遙感的紅樹林監測。**生物多樣性*, 26*, 838-849。 <https://doi.org/10.17520/biods.2018067>。
 12. 王筱雯教授等(2023)。鹿耳門鸕鶿科生態保護區及周緣濕地生態服務評析可行性示範計畫成果報告書。內政部國家公園署台江國家公園管理處委託辦理計畫。國立成功大學。
 13. 農業部農村發展及水土保持署(2021, September 8)。影像變異分析。巨量空間資訊系統。 <https://gis.ardswc.gov.tw/image-variation-analysis/20>。
 14. 農業部農村發展及水土保持署。GEE 應用分享。農業部農村發展及水土保持署技術研究發展平台。 <https://tech.ardswc.gov.tw/Results/GEE>。
 15. 陳清目(2021)。Google Earth Engine 時空大數據於全球環境議題探究學習之應用構想。**台灣教育*, 727*, 31-52。
 16. WSP in Asia(2023)。藍碳秘境：海洋生態的永續儲存。**台灣永續網**。
<https://www.esgtw.net/wsp-231005/>。

【評語】180013

本研究應用遙感技術和機器學習方法，目的在提升紅樹林生態系統的分類監測和藍碳儲量評估。建立機器學習模型(隨機森林演算法)，對紅樹林植物進行自動分類，並且開發了 RGBN (Red-Green-Blue-NIR Mangrove Index) 遙感指數，此指數主要結合可見光波段和近紅外波段，能有效提升了紅樹林植被健康狀況評估的準確度，並編寫了 InVEST 模型的程式碼，進一步應用於紅樹林藍碳價值評估。結合遙測技術與機器學習之應用，頗具創新性。