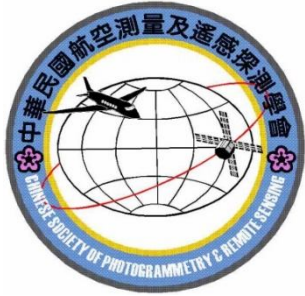


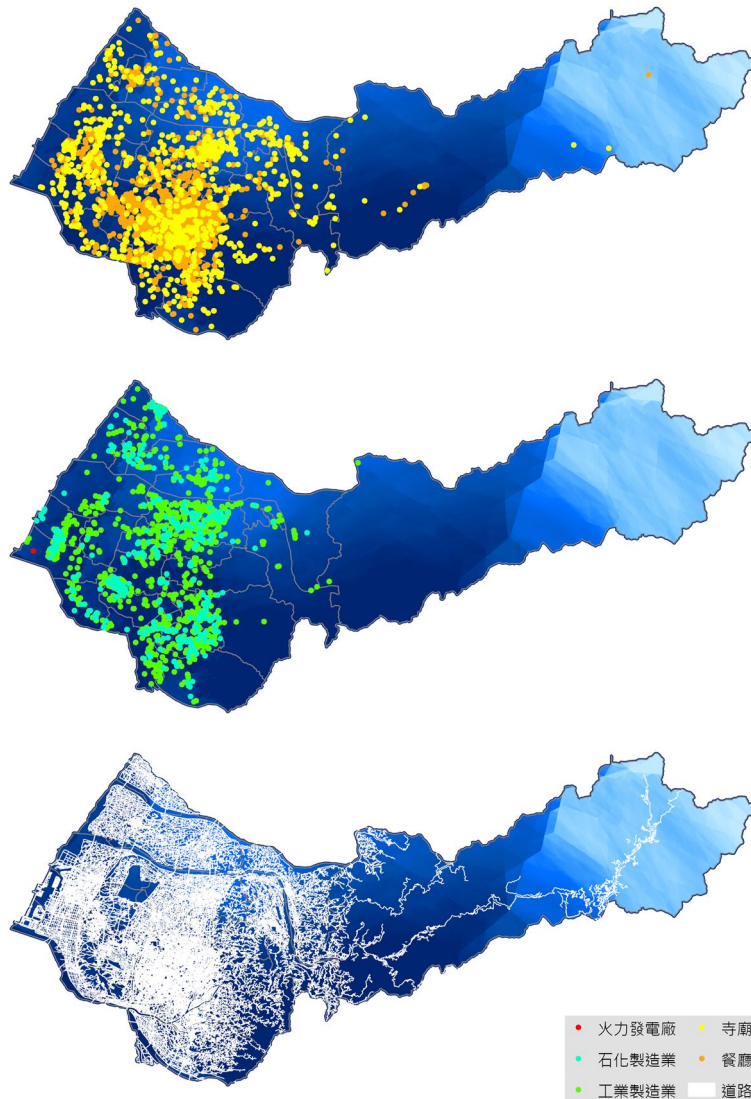
第二十九卷 第二期
中華民國一一三年六月

ISSN 1021-8661
DOI: 10.6574/JPRS



航測及遙測學刊

中華民國航空測量及遙感探測學會出版



Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

Volume 29 No.2

June

2024

Published by Chinese Society of Photogrammetry and Remote Sensing

航測及遙測學刊

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

發行人：趙鍵哲

出版者：中華民國航空測量及遙感探測學會

地址：台北市文山區羅斯福路五段 113 號三樓

電子信件：csprsmail@csprs.org.tw

網址：http://www.csprs.org.tw

總編輯：楊明德

國立中興大學土木工程學系

電話：886-4-2285-2168

電子信件：jprssubmit@gmail.com

編輯委員(依中文姓氏筆劃排列)

王素芬 (國立彰化師範大學)

王聖鐸 (國立臺灣師範大學)

史天元 (國立陽明交通大學)

何宗儒 (國立臺灣海洋大學)

林玉儂 (中央研究院)

林昭宏 (國立成功大學)

林唐煌 (國立中央大學)

邱式鴻 (國立政治大學)

洪榮宏 (國立成功大學)

徐百輝 (國立臺灣大學)

張智安 (國立陽明交通大學)

莊永忠 (逢甲大學)

郭俊麟 (國立東華大學)

陳偉堯 (國立臺北科技大學)

陳國華 (國立臺北大學)

陳朝圳 (國立屏東科技大學)

黃倬英 (國立臺灣大學)

趙鍵哲 (國立臺灣大學)

蔡富安 (國立中央大學)

蔡榮得 (國立中興大學)

蘇東青 (國立金門大學)

C. Stewart (The Ohio State University) (USA)

M. Matsuoka (Tokyo Institute of Technology) (Japan)

T. Kim (Inha University) (South Korea)

PUBLISHER: Jen-Jer Jaw

PUBLISHED BY: Chinese Society of Photogrammetry and Remote Sensing

Address: 3F, No.113, Sec.5, Roosevelt Road, Taipei, Taiwan

E-mail: csprsmail@csprs.org.tw

WebSite: http://www.csprs.org.tw

EDITOR-IN-CHIEF: Ming-Der Yang

Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

Tel: 886-4-2285-2168

E-Mail: jprssubmit@gmail.com

EDITORIAL BOARD

S. F. Wang (National Changhua University of Education)

S. D. Wang (National Taiwan Normal University)

P. T. Y. Shih (National Yang Ming Chiao Tung University)

C. R. Ho (National Taiwan Ocean University)

Y. N. Lin (Academia Sinica)

C. H. Lin (National Cheng Kung University)

T. H. Lin (National Central University)

S. H. Chio (National Chengchi University)

J. H. Hong (National Cheng Kung University)

P. H. Hsu (National Taiwan University)

T. A. Teo (National Yang Ming Chiao Tung University)

Y. C. Chuang (Feng Chia University)

C. L. Kuo (National Dong Hwa University)

W. Chen (National Taipei University of Technology)

K. H. Chen (National Taipei University)

C. T. Chen (National Pingtung University of Science and Technology)

C. Y. Huang (National Taiwan University)

J. J. Jaw (National Taiwan University)

F. Tsai (National Central University)

J. D. Tsai (National Chung Hsing University)

T. C. Su (National Quemoy University)

C. Stewart (The Ohio State University) (USA)

M. Matsuoka (Tokyo Institute of Technology) (Japan)

T. Kim (Inha University) (South Korea)

封面照片說明 About the Cover

圖為 $PM_{2.5}$ 濃度變化模型係數趨勢分析圖與三種污染排放源相關地標重疊，用以觀察兩者之間的關係。其中，污染排放源包含本地污染源，即中式餐廳與寺廟（上）；工業相關地標，即火力發電廠與製造業工廠（中）；和交通相關污染源，即道路分布（下）。各自重疊後可觀察到這些地標分布密集的地區與係數高的區域相匹配，此發現與模型數據中的高 Adjusted R^2 和低 RMSE 結果相同，表示研究開發模型具高效能與高可信度。

使用空間混合模型分析 PM_{2.5} 的長期變化趨勢 (1994 年至 2020 年) – 以臺中市為例

林祐如¹ 許家瑋² 李佳禾³ 曾于庭⁴ 翁佩詒⁵ 陳保中^{6,7,8,9}
陳裕政^{10,11,12} 吳治達^{13,14,15,16*}

摘要

研究以臺中市為例，利用空間模型推估 1994 至 2020 年 PM_{2.5} 濃度趨勢，並評估城市開發對空氣品質的影響。研究使用 PM_{2.5} 相關汙染物、氣象資料、土地利用、地標、路網、地形、植生指數等作為預測變數。結合土地利用迴歸和機器學習方法，使用隨機森林、梯度提升機、極限梯度提升、輕量梯度提升機和基於梯度提升的決策樹模型擬合預測模型。通過數據拆分、十折交叉和外部驗證確認模型穩健性，結果顯示模型穩定且可信，Adj-R² 為 0.93。結果表明多數地點的「年份」變數係數為負，顯示過去 25 年空氣污染顯著改善。研究強調在城市開發規劃中管理和控制空氣污染的重要性。

關鍵詞： PM_{2.5}、都市開發、空間混合模型、趨勢分析

1. 前言

隨著都市人口的快速成長與都市數量的增加，都市開發所延伸的環境問題在 21 世紀成為一項重要議題。都市範圍的擴大和和城市基礎設施的不斷發展，使人民生活水平的提高、也使經濟增長以及就業機會增加。然而，這些好處卻是以環境為代價，因為都市化也帶來了環境惡化、生態系統破壞、空氣污染等負面影響。在這些負面影響中，空氣污染對公眾健康和環境構已然成嚴重威脅，因此已然成

為全球許多城市必須要面對的重要議題。

暴露於高濃度的 PM_{2.5} 與呼吸和心血管疾病 (Ren *et al.*, 2006)、肺癌 (Lepeule *et al.*, 2012) 等疾病相關，且可能加重現有的心肺疾病導致早逝 (Anderson *et al.*, 2012)，因此減少推估 PM_{2.5} 濃度暴露的誤差對流行病學研究至關重要。基於此，空氣污染濃度的空間建模在空氣污染流行病學研究中越來越普遍，其中與傳統空間內插法相比，土地利用迴歸 (Land-use Regression, LUR) 更可以考慮監測站間特定排放源造成的影響，因此已被證明在表

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 碩士生

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 博士生

³ 嘉義市政府環境保護局 局長

⁴ 國立成功大學測量及空間資訊學系 研究助理

⁵ 國立成功大學工業衛生學科暨環境醫學研究所 博士生

⁶ 國家衛生研究院國家環境醫學研究所 特聘研究員兼所長

⁷ 國立臺灣大學公共衛生學院環境與職業健康科學研究所 特聘教授

⁸ 國立臺灣大學公共衛生學院公共衛生學系 特聘教授

⁹ 國立臺灣大學醫學院附設醫院環境及職業醫學部 主治醫師

¹⁰ 國家衛生研究院國家環境醫學研究所 研究員

¹¹ 國立聯合大學環境與安全衛生工程學系 兼任教授

¹² 中國醫藥大學職業安全與衛生學系 兼任教授

¹³ 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

¹⁴ 國家衛生研究院國家環境醫學研究所 兼任副研究員

¹⁵ 國立中興大學永續農業創新發展中心 教授

¹⁶ 高雄醫學大學精準環境醫學研究中心 兼任研究員

* 通訊作者, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

收到日期：民國 113 年 02 月 27 日

修改日期：民國 113 年 05 月 09 日

接受日期：民國 113 年 05 月 22 日

現局部排放源和城市內污染變化之間的空間關係方面具有優勢 (Michanowicz *et al.*, 2016)。因此本研究進一步使用了混合克利金土地利用迴歸模型 (hybrid Kriging-LUR)，該方法與傳統的 LUR 模型不同，將克利金插值的預測濃度作為 LUR 建模中的一個變量，以提高對 PM_{2.5} 變數預測的準確性 (Wu *et al.*, 2018)。

過去已有許多研究旨在探討都市開發與空氣污染之關聯，且前人研究已表明都市開發與空氣污染有直接的影響。都市化透過交通、工業和民生來源的污染物排放直接或間接地影響空氣品質，同時城市的高人口密度也加劇了空氣污染程度。儘管前人研究已表明都市發展與空氣污染相關，卻鮮少有研究深入探討都市開發與空氣品質的長期影響，基於此，本研究將深入探討與分析以全面了解都市開發與空氣品質之間的複雜關聯。釐清這項議題可以更加有效的訂定相關政策以及指引人們實現永續發展的方向，以減輕都市化對空氣品質的負面影響。

2. 材料及方法

2.1 研究試區

臺中市位於中部地區，地理位置優越，為主要交通幹線的交會處，是臺灣的重要交通樞紐，也是六個直轄市之一。臺中市土地主要用途為住宅、商業及工業用途。該市擁有發達的交通系統，包括公車系統、鐵路、捷運和機場。與臺灣許多其他大都市相同，由於工業活動和交通排放，臺中市近年來也出現了空氣污染問題。地方政府針對這項問題採取了各種措施來改善空氣品質，例如推廣大眾運輸的使用、鼓勵採用綠色能源和加強環境管理等。雖然有了一些措施改善空氣品質，臺中市僅有五座國家空氣品質監測站 (圖 1)，亦指每 50 萬人共享一座監測站，且對於那些離監測站的地區，監測站測量的數值即無法正確反映該地區實際的空氣品質狀態。故本研究欲利用地理資訊系統空間分析 (Geographic Information System, GIS)，結合土地利用迴歸和機械學習 (Machine Learning) 減少因測站數量限制所造成的空氣污染濃度誤差。

2.2 研究材料

本研究使用之資料庫包含 PM_{2.5} 與相關空氣污染物監測數據、土地利用清單、數位路網地圖、興趣點 (Point of Interest, POI) 地標資料庫、中級解析度成像分光輻射度計 (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS) 常態化差異植生指標 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 資料庫、高精數值地形模型 (Digital Terrain Model, DTM) 和氣象資料集，作為建構土地利用迴歸模型的變數。

其中 PM_{2.5} 相關空氣污染物包含 1994 至 2020 年之懸浮微粒 (Particulate matter, PM₁₀)、二氧化氮 (Nitrogen dioxide, NO₂)、氮氧化物 (Nitrogen oxides, NO_x)、臭氧 (Ozone, O₃) 及二氧化硫 (Sulfur dioxide, SO₂)，各項空污濃度觀測值取自於環保署 (今環境部) 環境資料開放平臺，在本研究區內有豐原、忠明、沙鹿、西屯與大里站，共 5 個測站。2007 年和 2015 年的土地利用清單取自內政部國土測繪中心，用於獲取土地利用分類 (Land-use/Land-cover, LULC) 資訊，包括住宅區、農田、綠地、水體和機場。道路模式數據則是採用交通部製作的 2001、2006、2013、2017 及 2020 年數位道路網路地圖。中式餐廳、寺廟等特定文化排放源的分布是取得自 2006、2008、2010 及 2012 年的 POI 地標資料庫。POI 地標資料庫經過 Google Earth 改編，其代表了全臺灣地標的分布 (Chen *et al.*, 2020)。MODIS NDVI 資料庫係使用美國國家航空暨太空總署 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 獲得的 250m × 250m 網格解析度的 NDVI 資料，資料期程為 2000 至 2020 年，用為說明研究期間研究試區植被的分布情況。我們也基於 2016 年內政部 20 m × 20 m 解析度數值地形模型資料 (DEM) 計算監測點的高程、坡度等地形特徵。而研究期間的氣象變數，包括溫度、相對濕度、風速、風向、降水量和紫外線，紫外線資料庫取自於環保署環境資料開放平臺及中央氣象局 CODIS 觀測資料，資料期程為 2000 至 2020 年，其餘氣象變數來自大氣水文資料庫，資料期程為 1994 至 2020 年。

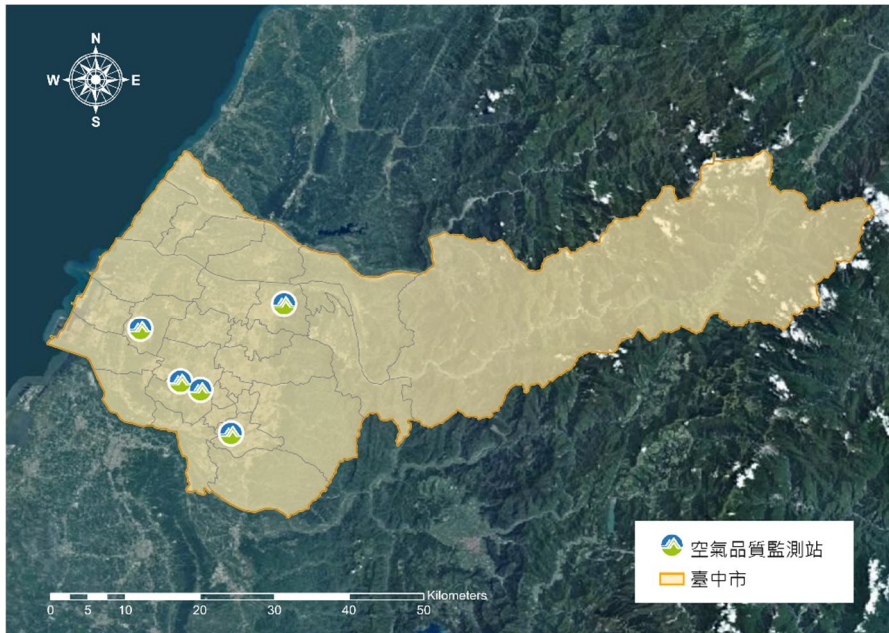


圖 1 臺中市空氣品質監測站分布圖

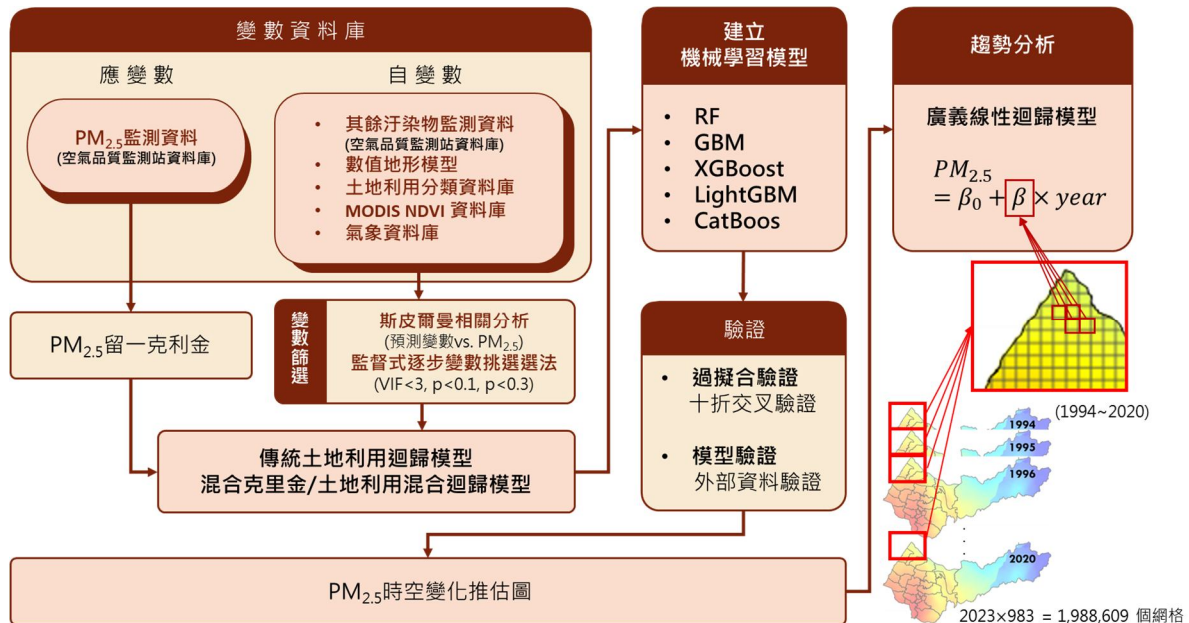


圖 2 研究流程圖

2.3 研究方法

本研究流程大致分為五個部分，依序為土地利用資料庫前處理、變數篩選、建立土地利用迴歸模型之架構、建立機械學習推估模型及趨勢分析。以下將對各個步驟逐一說明，研究流程圖如圖 2。

2.3.1 土地利用資料庫前處理

基於電腦效能能夠負荷之最細解析度 50 m × 50 m 的網格，本研究利用 ArcGIS Pro 2.6 軟體將研

究區域內各項土地利用排放源和空間變數的數據轉換為 50 m×50 m 的網格數據，然後計算兩種空間分布資訊，分別為 (1) 計算半徑為 25、50、150、250、500、750、1000、1250、1500、1750、2000、2500、3000、4000 和 5000 m 的各個網格中心點的長度和面積等資訊，以獲得研究區域範圍內這些土地利用排放變數的空間密度分布；(2) 網格中心點到每個土地利用空間變數的歐幾里得距離 (Euclidean Distance)。預計總共將考慮約 520 個空間排放源變數。

2.3.2 變數篩選

本研究結合斯皮爾曼相關分析 (Spearman Correlation Analysis) 及監督式逐步變數挑選選法 (Supervised Stepwise Variable Selection), 共兩種方法用於選擇土地利用迴歸模型之變數。其中斯皮爾曼相關分析用於檢查各項預測變數與 $PM_{2.5}$ 間的關聯, 僅保留符合預定義效應方向的預測變數, 然後將其納入監督逐步變數選擇過程中。保留或刪除變數的統計標準分別為 p 值 < 0.1 和 < 0.3 。最後, 採用變異數膨脹因子 (Variance inflation factor, VIF) 來檢驗所發展模型中變數的相關性。在建立最終的常規土地利用迴歸模型時保留了 $VIF < 3$ 以及與預測方向一致的預測變數。

2.3.3 土地利用迴歸模型之架構

在空氣汙染推估研究領域, 前人研究多數僅基於單一測站的 $PM_{2.5}$ 資料進行分析, 而利用土地利用迴歸將這些測站資料轉換為面狀資料的目的在於提高空間解析度和涵蓋範圍。通過將測站資料轉換為面狀資料, 可以更全面地捕捉空間變化和分布模式, 從而更好地理解與預測 $PM_{2.5}$ 的空間分佈情況。這樣的分析可以為制定區域性的空氣汙染控制策略提供更具體和準確的信息。本研究採用傳統的土地利用迴歸 (Land-use Regression) 和混合克利金/土地利用混合迴歸 (Hybrid Kriging/Land-use Mixed Regression) 進行初步模型建構和重要空間解釋變數的篩選。克利金/土地利用迴歸混合模型的原理為, 在同一測量時間有相鄰點的監測數據, 而這些相鄰點的監測濃度值必須與待推估地點的濃度有一定的關係 (Wu *et al.*, 2018)。我們再進一步透過留一克利金法 (Leave-one-out Kriging) 推估出各未知濃度點的克利金污染物的推估值, 並將其作為解釋變數納入統計模型中, 其餘過程與土地利用迴歸相同, 即可完成混合估計模型的建構。

2.3.4 建立機械學習推估模型

基於傳統的土地利用迴歸和混合克利金/土地利用混合迴歸, 挑選使用上述選取的變數並以兩個統計模型為基礎, 利用 Python 中的 AutoML 套

件, 選擇了隨機森林 (Random Forest, RF)、梯度提升機 (Gradient Boosting Machine, GBM)、極限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGboost)、輕量梯度提升機 (Light Gradient Boosting Machine, Light GBM) 和基於梯度提升的決策樹模型 (CatBoost) 進行模型構建, 其中 RF 是由 Breiman (2001) 提出的一種集成方法。這種方法結合了多個決策樹, 其結果比單個決策樹具有更高的準確性。在 RF 中包含的預測變量是通過自助法 (bootstrap method) 隨機分割的, 並且被輸入到不同的決策樹中。每棵樹中的數據被用來訓練預測模型, 且樹生長的程度影響了模型的性能。GBM 是一種將多個學習器 (決策樹) 迭代結合以提高預測準確性的方法 (Friedman, 2001)。這種方法使用梯度下降函數來最小化誤差。使用 GBM 的動機在於該方法允許用戶選擇與其目的相對應的特定損失函數。XGBoost 是一種梯度提升方法, 它使用多個梯度提升的決策樹 (GBDTs) (Chen & Guestrin, 2016), 也利用損失的泰勒展開近似 (Taylor expansion approximation) 來獲得對模型誤差的精確評估並找到最合適的目標函數。XGBoost 的優點包含更少的時間消耗和更好的預測能力。LightGBM 是梯度提升決策樹方法的一個分支, 它具有快速、分散式、高性能和較低的內存使用率的優點 (Ke *et al.*, 2017)。該算法引入了基於葉子的分割與有限樹生長深度方法, 而不是基於層級的分割方法來訓練複雜的決策樹。通過使用具有最高訊息增益的葉節點進行分割, 模型可以比其他提升算法具有更好的準確性, 並提高訓練效率。CatBoost 是一種基於梯度提升機器學習的決策樹方法, 用於處理分類特徵 (Prokhorenkova *et al.*, 2018)。這種方法採用了提升方法的優勢, 並進一步提出了一種無偏差的程序來處理分類特徵。該方法允許使用整個數據集來訓練模型, 並使用目標統計訊息來處理具有最小訊息損失的分類特徵。上述演算法過去常應用於空氣汙染推估相關研究, 故選之應用於本研究 (Hsu *et al.*, 2022、Wong *et al.*, 2021)。最後選擇其中表現最好的機械學習方法, 再結合兩個統計模型, 作為推估臺中市 $PM_{2.5}$ 長期趨勢的模型架構。

2.3.5 模型驗證和模型表現評估

本研究為驗證模型是否有過擬合之情形，以及確認模型的穩定性，進行了數據拆分、十折交叉驗證以及外部驗證等方法。過度擬合測試同時採用了數據拆分法和十折交叉驗證。數據拆分法係將 80% 的數據用於模型訓練，其中五個測站皆約有 7600 筆數據 (圖 3 (a))，另外的 20% 用於模型測試，其中五個測站皆約有 1900 筆數據 (圖 3 (b))，資料皆均勻分布在研究試區中。十折交叉驗證法則係將 90% 的數據隨機選擇用於模型訓練，剩下的 10% 用於模型測試。此過程重複十次，以便每組觀測資料至少在測試集中出現一次。為進一步確認模型的擬合程度和穩健性本研究也進行了外部驗證。本研究使用 1994 至 2019 年的每日 PM_{2.5} 觀測數據用於模型訓練，並將 2020 年的每日 PM_{2.5} 觀測數據視為外部數據，並與現地觀測值進行比較。

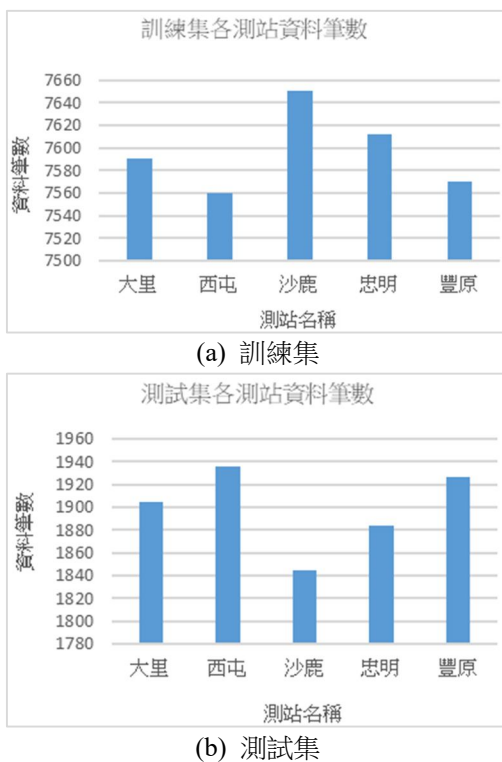


圖 3 訓練集與測試集使用之各測站資料筆數

為評估模型的效能，在本研究中使用五種統計數據做為指標，其中判定係數 (Coefficient of Determination, R²) 及調整後判定係數 (Adjusted R²) 用於評估模型的預測能力。而 3 種誤差指標均方誤

差 (Mean Squared Error, MSE)、均方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) 與平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)，則是用於來確認預測值與觀測值之間的殘差。首先，判定係數 (R²) 和調整後判定係數 (Adjusted R²) 用於評估模型的預測能力。R² 衡量了模型對因變量變異性的解釋程度，其取值範圍在 0 到 1 之間，越接近 1 表示模型的預測能力越強。調整後判定係數則修正了 R² 的偏誤，特別是當模型包含多個自變量時，使得不同模型間更具可比性。其次，三種誤差指標均方誤差 (MSE)、均方根誤差 (RMSE) 和平均絕對誤差 (MAE) 用於確認模型預測值與觀測值之間的殘差。MSE 量化了預測值與觀測值之間的平方差的平均值，RMSE 提供了對應的標準化評估，而 MAE 則是平均絕對誤差的絕對值的平均值，對實際預測誤差更加直觀。綜合這些指標可以全面評估模型的預測性能和誤差水平。

2.3.6 趨勢分析

廣義線性回歸模型 (Generalized Linear Regression) 是一種用於探索因變量與一組預測因子之間關係的統計方法。與傳統的線性回歸模型不同，廣義線性回歸模型允許因變量不需要服從常態分佈，並且可以使用不同的響應分佈和連結函數來捕捉不同數據模式中的變化。為了探討臺中市過去 25 年的空氣污染趨勢變化，我們使用廣義線性回歸模型對每個網格位置的 PM_{2.5} 濃度與年份之間的關係進行分析。該模型的形式如下：

$$PM_{2.5} = \beta_0 + \beta \times year \dots\dots\dots(1)$$

其中 PM_{2.5} 表示 PM_{2.5} 濃度，year 表示年分，β₀ 為廣義線性模型的截距項，β 是年份變數的係數。通過評估每個網格的 β 係數，我們可以了解 PM_{2.5} 濃度隨時間的變化趨勢，若 β 為正值，代表濃度隨時間增加，反之，若 β 為負值，代表濃度隨時間減少，根據這些係數的正負可以得知該網格的 PM_{2.5} 濃度是隨時間增加還是減少。基於此，可以更深入地了解臺中市過去 25 年 PM_{2.5} 濃度的變化趨勢。

3. 研究結果

在此部分中,我們將簡單地透過研究期間 $PM_{2.5}$ 的觀測值了解 $PM_{2.5}$ 長期濃度的變化,再進一步比對五種機械學習演算法,並分析最佳演算法的模型效能,最後我們將進一步分析臺中市 $PM_{2.5}$ 濃度在空間與長時間中的變化趨勢。

3.1 平均 $PM_{2.5}$ 濃度

圖 4 為臺中市 1994 年至 2020 年平均 $PM_{2.5}$ 濃度觀測資料折線圖。從圖 4 初步觀察可以發現,自 1994 年以來,臺中市的空氣污染逐年加重隨著城市的發展。2005 年達到頂峰,但隨後逐漸下降。

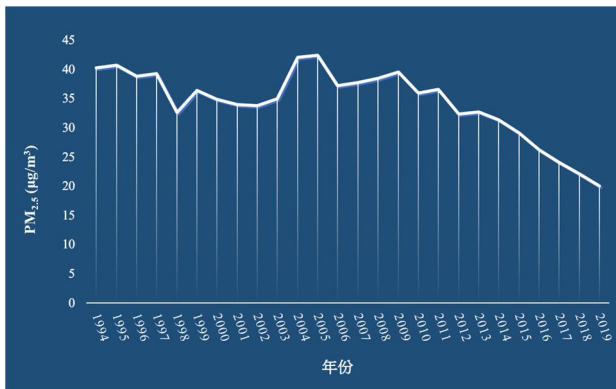


圖 4 1994 至 2020 年臺中市 $PM_{2.5}$ 觀測濃度折線圖

3.2 機械學習模型效能

表 1 為從兩種基於土地利用模型方法篩選出的預測變數,其中, $PM_{2.5}$ 克利金濃度表示由留一克利金法推估得到的 $PM_{2.5}$ 濃度。其他則是土地利用排放源與相關污染物自變量,在這些變數中農作用地、日 SO_2 濃度、寺廟排放源、溫度與工業用住宅對 $PM_{2.5}$ 濃度的增加為正相關,海拔和 NDVI 則是負相關。

承在研究方法中提到,本研究使用了五種機械學習演算法用於建立模型。表 2 顯示了每個模型的結果,針對觀察訓練資料集的結果,可以看出 RF、GBM 和 XGBoost 在 R^2 值方面表現相似,都在 0.92 至 0.93 之間,而 LightGBM 和 CatBoost 則稍微低一些。然而,LightGBM 和 CatBoost 在訓練資料上的 MSE、RMSE 和 MAE 都比其他算法要高,這表

示上述方法在預測方面的準確度稍低。在測試資料集上,各算法的表現相對一致,但是 RF 和 XGBoost 在 RMSE 和 MAE 方面稍微優於其他算法,這表明 RF 和 XGBoost 在避免過度擬合方面的表現較好。十折驗證結果顯示,各算法的性能基本保持一致,但隨機森林和 XGBoost 在 MSE、RMSE 和 MAE 方面的表現仍然相對較好。在外部驗證方面,隨機森林和 XGBoost 在所有指標上都表現最佳,具有最低 MSE、RMSE 和 MAE 值,並且在 R^2 和調整後的 R^2 值方面也較高。總體而言,RF 和 XGBoost 在這個案例中展現了較好的性能,不僅在訓練和測試資料上,而且在十折驗證和外部驗證方面也都表現出色。綜合 Adjusted R^2 與 RMSE 來看,在本研究中 RF 為最佳的機械學習演算法,對 $PM_{2.5}$ 濃度的推估具有最高的解釋力且誤差最小,其 Adjusted R^2 為 0.93, RMSE 為 $4.86 \mu\text{g}/\text{m}^3$,表 3 以訓練集資料為例進行模型效能排序,除訓練集成果,在測試集資料與外部驗證中 RF 模型效能皆為最佳,僅十折驗證些微低於 GBM 與 XGBoost,故綜合所有驗證結果 RF 擁有最佳的模型效能。我們也針對該演算法做了過擬合驗證與模型驗證,在十折交叉驗證和外部驗證中也證實了該模型的可靠性,其 Adjusted R^2 分別為 0.86 與 0.89, RMSE 分別為 $6.77 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 與 $3.16 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 。

表 1 基於 LUR 篩選的預測變數

變數	係數	p 值
常數	-2.94	
$PM_{2.5}$ 濃度 _{克利金}	0.96	
農作用地	0.01	9.10×10^{-3}
高程	-0.01	1.21×10^{-3}
SO_2 濃度 _{克利金}	0.51	8.51×10^{-4}
寺廟 _{1000m}	2357257.71	6.78×10^{-4}
NDVI _{150m}	-4.11	7.33×10^{-4}
日溫度	0.11	6.99×10^{-4}
工業用住宅 _{500m}	0.01	2.70×10^{-4}
LUR 模型 Adjusted R^2 : 0.88		

3.3 臺中市空氣污染趨勢分析

使用模型效能最佳的 RF 演算法完成空間混合

模型後，我們亦使用廣線性迴歸對研究區各網格進行 25 年趨勢分析。在 LUR 篩選的預測變數中，包含隨空間變化之變數，即 NDVI、高程、農作用地、寺廟、工業用住宅；也包含隨時間同時隨空間變化之變數，即日溫度、PM_{2.5} 濃度、SO₂ 濃度，將上述變數帶入廣義線性回歸模型中，即可透過不同時期的網格資料的 PM_{2.5} 濃度高低，觀察 PM_{2.5} 濃度在時間與空間中的變化。圖 5 與圖 6 為空間趨勢分析的

最終結果，就時間上來說，所有網格的迴歸係數值均為負值，故我們可以得知 PM_{2.5} 濃度與時間呈負相關，且都達到顯著呈度 ($p < 0.05$)，這代表隨著年份增加，臺中各地的 PM_{2.5} 濃度都呈現顯著的下降趨勢。從空間上看，則可以發現臺中市西南區的迴歸係數遠低於其他地區，這代表該地區的 PM_{2.5} 濃度改善最多。

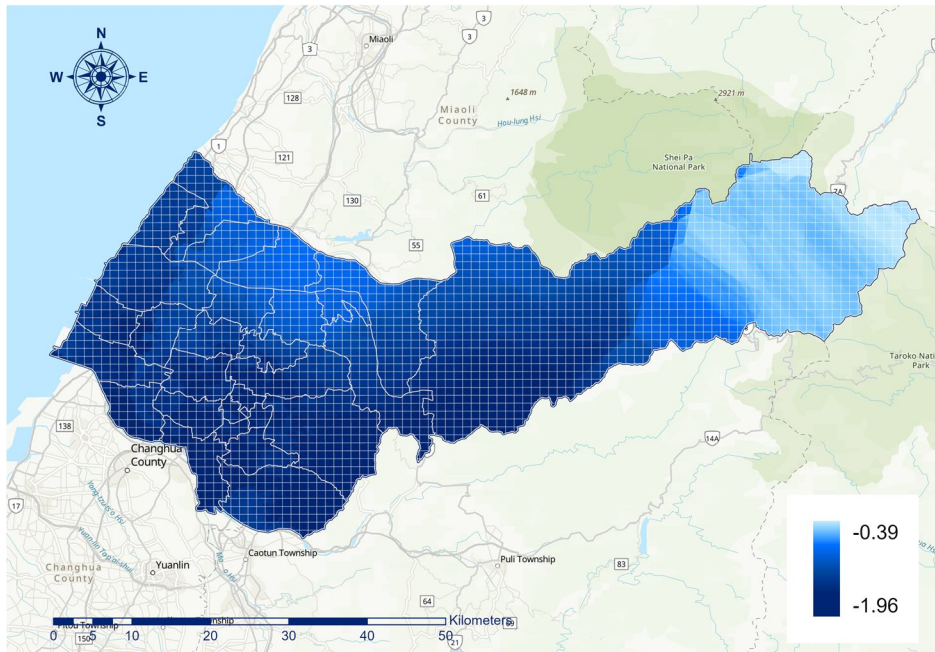


圖 5 臺中市空間模型係數趨勢分析圖。圖中所有網格之係數均小於 1，代表隨著年份增加，臺中各地的 PM_{2.5} 濃度都呈現下降趨勢

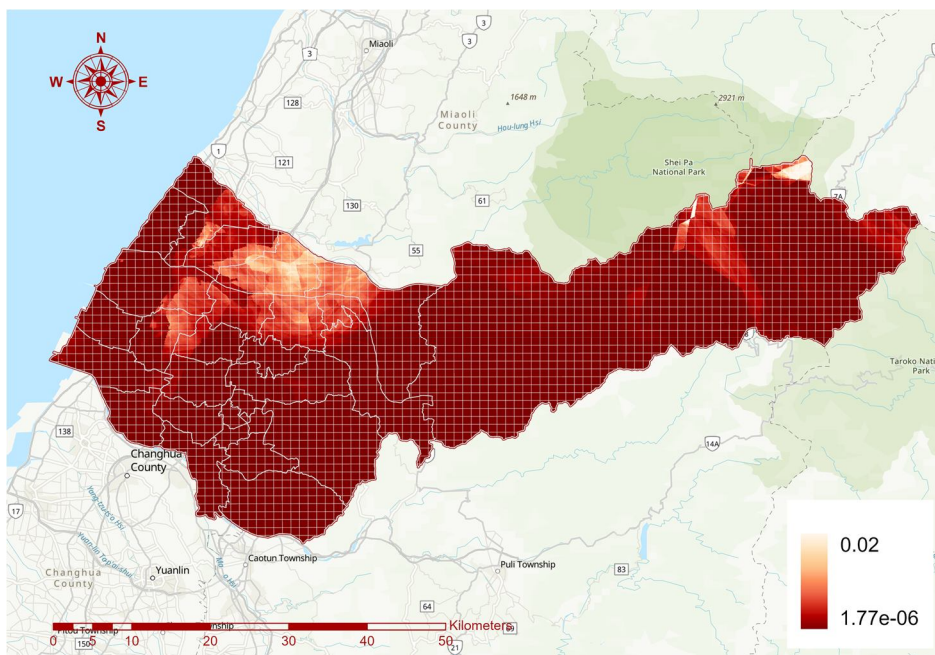


圖 6 臺中市 PM_{2.5} 空間模型 p 值趨勢分析圖。圖中所有網格之 $p < 0.05$ ，代表均達到統計上的顯著程度

表 2 機械學習混合空間模型結果

	RF	GBM	XGBoost	LightGBM	CatBoost	
訓練資料 (80%)	Adjusted R ²	0.93	0.92	0.93	0.86	0.87
	MSE (µg/m ³)	23.60	25.81	23.77	50.36	44.23
	RMSE (µg/m ³)	4.86	5.08	4.88	7.10	6.65
	MAE (µg/m ³)	3.19	3.35	3.45	4.69	4.55
	time(s)	42.84	186.52	27.57	49.00	166.03
	測試資料 (20%)	Adjusted R ²	0.87	0.88	0.88	0.86
MSE (µg/m ³)		43.31	41.13	41.09	49.79	43.95
RMSE (µg/m ³)		6.58	6.41	6.41	7.06	6.63
MAE (µg/m ³)		4.51	4.33	4.35	4.70	4.52
R ²		0.86	0.87	0.87	0.85	0.86
十折驗證		Adjusted R ²	0.86	0.87	0.87	0.85
	MSE (µg/m ³)	45.89	42.99	43.12	52.60	46.00
	RMSE (µg/m ³)	6.77	6.56	6.57	7.25	6.78
	MAE (µg/m ³)	4.63	4.41	4.44	4.80	4.61
	R ²	0.89	0.88	0.89	0.87	0.89
	外部驗證	Adjusted R ²	0.89	0.88	0.89	0.87
MSE (µg/m ³)		9.97	11.02	10.10	13.13	11.00
RMSE (µg/m ³)		3.16	3.32	3.18	3.62	3.32
MAE (µg/m ³)		2.39	2.56	2.41	2.82	2.60

表 3 模型效能排序

	Adjusted R ²	RMSE (µg/m ³)	Ranking
RF	0.93	4.86	1
GBM	0.92	5.08	3
XGBoost	0.93	4.88	2
LightBoost	0.86	7.10	5
CatBoost	0.87	6.65	4

4. 討論

本研究進一步將趨勢分析圖與污染排放源相關地標重疊，以觀察兩者之間的關係，其中污染排放源包含本地污染源，即中式餐廳與寺廟 (圖 7 (a))；工業相關地標，即火力發電廠與製造業工廠 (圖 7 (b))；和交通相關污染源，即道路分布 (圖 7 (c))。各自重疊後可以觀察到這些地標分布密集的地區與係數高的區域相匹配，此發現與模型數據中的高 Adjusted R² 和低 RMSE 結果相同，代表本研究開發模型具有高效能與高可信度。

本研究針對臺中市過去 25 年 PM_{2.5} 污染的空間模式和時間趨勢進行深入分析，根據(圖 4)

1994 至 2020 年臺中市 PM_{2.5} 觀測濃度折線圖，2006 年為 PM_{2.5} 濃度減少最多的年度，這可能代表地方政府在空氣污染整治方面做出了一些努力，根據李立德等 (2007)，自 2003 年起，臺中市針對區域特性，增列執行了許多專案性及研究性計畫，包括餐飲業 (2003、2005、2006 年)、露天燃燒 (2003、2004 年)、紙錢集中燃燒 (2005、2006 年)、臺中工業區及中科周圍空氣調查(2004、2006 年)、空氣中重金屬之污染調查 (2004 年)、因應京都議定書之規劃 (2006 年) 等，對改善臺中市的空氣品質有一定的幫助。上述發現強調了有效的環境法規和管理策略在減輕空氣污染方面的重要性。該研究成果可以讓公眾更好地了解臺中市空氣污染分布，亦能提供一種系統化檢查隨時間變化的環境的方法，進而可以幫助地方政府相關單位了解當地空氣品質的變化情況，並制定針對性的政策作為改善空氣品質的利具。未來可以透過納入有關排放源和氣象因素等更詳細的數據來擴展研究規模，以更好地了解導致該地區空氣污染的潛在機制，盼能更加有效地改善全球空氣品質。

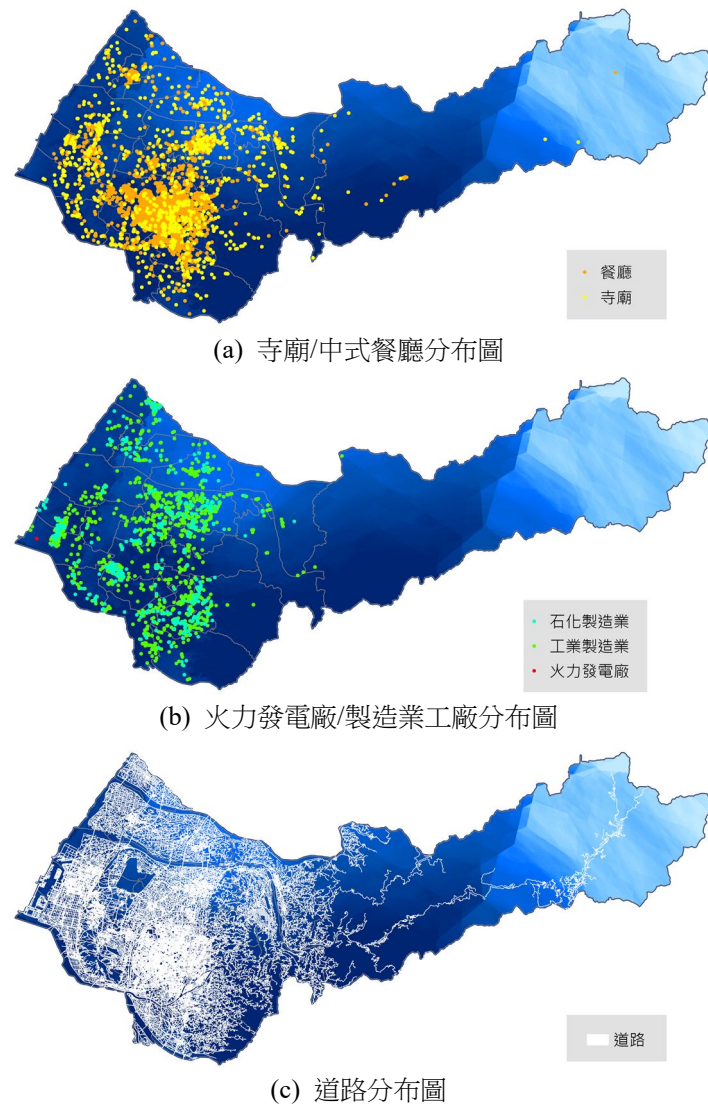


圖 7 臺中市空氣污染排放源分布圖

5. 結論

這項研究的結果凸顯了空氣污染監測和環境整治政策的重要性。雖然自 2006 年以來觀察到的 PM_{2.5} 濃度下降令人鼓舞，這可能歸功於政府控制工業排放和提高燃料品質的政策。但是，目前臺中市的 PM_{2.5} 濃度仍超過世界衛生組織 10 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的年度建議值，表示我們需要持續努力減少排放和改善空氣品質。本研究產生的空間推估圖可以幫助識別高風險區域並促進有針對性的干預措施以減少空氣污染，但可以進一步討論的是，本研究仍有其局限性，例如使用的監測站數據有限及缺乏排放源時空變化的資訊。針對上述研究限制，未來可以透過整合更多資料來源，如空氣汙染排放清冊，並應用

更先進的建模技術來減少相關研究限制的影響，以便更好地了解空氣污染的潛在機制。

參考文獻

- 李立德、白珏瑛、顏淑琪、苗宛陶、施桂英、郭怡婷，2007。國內外空氣污染管制工作現況與臺中市未來展望，台灣環境資源永續發展研討會，pp.3-336-3-347。[Li, L.T, Pai, C.Y., Yan, S.C., Miao, W.T., Shi, G.Y., and Kuo, Y.T., 2007. Guo nei wai kung chi wu ran guan jr gung tzuo shian kuang yu tai jung shr wei lai jan wang, The Seminar Environmental Resources Sustainable Development, pp.3-336-3-347. (in Chinese)]

- Anderson, G.B., Krall, J.R., Peng, R.D., and Bell, M.L., 2012. Is the relation between ozone and mortality confounded by chemical components of particulate matter? Analysis of 7 components in 57 US communities, *American Journal of Epidemiology*, 176(8): 726-732, DOI: 10.1093/aje/kws188.
- Breiman, L., 2001. Random forests, *Machine Learning*, 45: 5–32, DOI: 10.1023/A:1010933404324.
- Chen, T., and Guestrin, C., 2016. Xgboost: A scalable tree boosting system, in proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, pp.785-794, DOI: 10.1145/2939672.2939785.
- Chen, T.H., Hsu, Y.C., Zeng, Y.T., Lung, S.C.C., Su, H.J., Chao, H.J., and Wu, C.D., 2020. A hybrid kriging/land-use regression model with Asian culture-specific sources to assess NO₂ spatial-temporal variations, *Environmental Pollution*, 259: 113875, DOI: 10.1016/j.envpol.2019.113875.
- Friedman, J.H., 2001. Greedy function approximation: A gradient boosting machine, *The Annals of Statistics*, 29(5): 1189–1232, DOI: 10.1214/aos/1013203451.
- Hsu, C.Y., Xie, H.X., Wong, P.Y., Chen, Y.C., Chen, P.C., and Wu, C.D., 2022. A mixed spatial prediction model in estimating spatiotemporal variations in benzene concentrations in Taiwan, *Chemosphere*, 301: 134758, DOI: 10.1016/j.chemosphere.2022.134758.
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., and Liu, T.-Y., 2017. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree, *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*, Vol.30: pp.3146–3154, Long Beach, CA, USA.
- Lepeule, J., Laden, F., Dockery, D., and Schwartz, J., 2012. Chronic exposure to fine particles and mortality: An extended follow-up of the Harvard six cities study from 1974 to 2009, *Environmental Health Perspectives*, 120(7): 965-970, DOI: 10.1289/ehp.1104660.
- Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A.V., and Gulin, A., 2018. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features, *Advances in Neural Information Processing Systems 31 (NeurIPS 2018)*, Montréal, Canada, DOI: 10.48550/arXiv.1706.09516.
- Michanowicz, D.R., Shmool, J.L., Cambal, L., Tunno, B.J., Gillooly, S., Hunt, M.J.O., Tripathy, S., Shields, K.N., and Clougherty, J.E., 2016. A hybrid land use regression/line–source dispersion model for predicting intra–urban NO₂, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 43:181-191, DOI: 10.1016/j.trd.2015.12.007.
- Ren, C., Williams, G.M., and Tong, S., 2006. Does particulate matter modify the association between temperature and cardiorespiratory diseases?, *Environmental Health Perspectives*, 114(11): 1690-1696, DOI: 10.1289/ehp.9266.
- Wong, P.Y., Su, H.J., Lee, H.Y., Chen, Y.C., Hsiao, Y.P., Huang, J.W., Teo, T.A., Wu, C.D., and Spengler, J.D., 2021. Using land-use machine learning models to estimate daily NO₂ concentration variations in Taiwan, *Journal of Cleaner Production*, 317: 128411, DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.128411.
- Wu, C.D., Zeng, Y.T., and Lung, S.C.C., 2018. A hybrid kriging/land-use regression model to assess PM_{2.5} spatial-temporal variability, *Science of The Total Environment*, 645: 1456-1464, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.07.073.

The Long-term Trend Analysis of PM_{2.5} Variability From 1994 to 2020 Using a Hybrid Spatial Model: A Case Study of Taichung City, Taiwan

Yu-Ju Lin¹ Chia-Wei Hsu² Chia-Ho Lee³ Yu-Ting Zeng⁴ Pei-Yi Wong⁵
Pau-Chung Chen^{6,7,8,9} Yu-Cheng Chen^{10,11,12} Chih-Da Wu^{13,14,15,16*}

Abstract

This study takes Taichung City as an example and aims to investigate the long-term impact of urban development on air pollution. By establishing a spatial model, we estimate the concentration trends of fine particulate matter (Particulate Matter 2.5, PM_{2.5}) over the past 25 years (from 1994 to 2020) and further assess the influence of urban development on air quality. Various databases were utilized as sources of spatial predictor variables, including the Environmental Resources Database, meteorological database, land-use inventory, landmark database, digital road network map, digital terrain model, MODIS Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) database, and power plant distribution database. The spatial hybrid model in this study combines Hybrid Kriging/Land-Use Regression and machine learning methods. Initially, important predictor variables were determined using traditional Land-Use Regression (LUR) and Hybrid Kriging-LUR. Subsequently, prediction models based on the selected variables from LUR models were fitted using Random Forest (RF), Gradient Boosting Machine (GBM), eXtreme Gradient Boosting (XGBoost), Light Gradient Boosting Machine (Light GBM), and CatBoost algorithms. Validation methods such as data splitting, 10-fold cross-validation, and external data verification were employed to confirm the robustness of the developed models. The results indicate that the model is stable and reliable, with an Adj-R² of 0.93. Through linear regression, it was observed that the estimated values of the predictor variable 'year' for most locations in the city are negative, indicating a significant improvement in air pollution over the past 25 years. This study emphasizes the importance of managing and controlling air pollution in urban development planning.

Keywords: PM_{2.5}, Urban Development, Hybrid Spatial Model, Trend Analysis

¹ Master Student, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

² Ph.D Student, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

³ Assistant Researcher, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

⁴ Director General, Environment Protection Bureau Chiayi City

⁵ Ph.D. Student, Department of Environmental and Occupational Health, National Cheng Kung University

⁶ Distinguished Investigator and Director, National Institute of Environmental Health Sciences, National Health Research Institutes

⁷ Associate Investigator, National Institute of Environmental Health Sciences, National Health Research Institutes

⁸ Doctor, Department of Environmental and Occupational Medicine, National Taiwan University Hospital

⁹ Distinguished Professor, College of Public Health, National Taiwan University

¹⁰ Distinguished Professor, Department of Public Health, National Taiwan University College of Public Health

¹¹ Adjunct Assistant Professor, Department of Safety, Health and Environment Engineering, National United University

¹² Adjunct Assistant Professor, Department of Occupational Safety and Health, China Medical University

¹³ Professor, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

¹⁴ Joint Associate Investigator, National Institute of Environmental Health Sciences, National Health Research Institutes

¹⁵ Professor, Innovation and Development Center of Sustainable Agriculture, National Chung Hsing University

¹⁶ Joint Investigator, Research Center for Precision Environmental Medicine, Kaohsiung Medical University

* Corresponding Author, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

Received Date: Feb. 27, 2024

Revised Date: May. 09, 2024

Accepted Date: May. 22, 2024

應用地理人工智慧技術分析國小學區 NO₂ 濃度分布- 以嘉義市為例

王信榮¹ 吳治達^{2,3,4*}

摘要

二氧化氮 (NO₂) 污染為都市重要公共健康議題，對兒童的負面健康影響更深遠。每日上午通勤時段為室外 NO₂ 排放量高峰期。然而有限監測站難以反映學童上學過程暴露的 NO₂ 污染濃度。為了準確掌握國小學童就學通勤時的 NO₂ 污染分布，本研究以嘉義市為例，運用地理人工智慧 (Geo-AI) 技術模擬 NO₂ 濃度分布。蒐集 2015-2020 年空氣污染監測數據，以及土地利用空間相關變數，並以機器學習演算法建立推估模型。結果顯示，主模型以及嘉義市皆有高等解釋能力 (分別為 R²=0.94 以及 0.93)，推估成果準確可靠。NO₂ 高濃度地區位於嘉義市中心偏南側，且西區濃度略高於東區。國小學區內道路及住宅區密度與 NO₂ 濃度呈正向關聯。

關鍵詞：二氧化氮、空氣污染、機器學習、地理人工智慧、國小學童

1. 前言

二氧化氮 (Nitrogen Dioxide, NO₂) 是一種具刺激性與高活性的空氣污染物。NO₂ 在大氣中停留時間僅約數小時至數日，然而在短時間接觸含有 NO₂ 的廢氣，會造成呼吸不順、咳嗽等立即性不適症狀；長期的暴露更與糖尿病、心血管與呼吸道相關病變以及死亡風險相關 (Boogaard *et al.*, 2022)。除此之外，其容易與其他化學物質發生反應。在陽光中紫外線的照射下，NO₂ 會快速地被分解，最終形成 O₃ 等二次空氣污染物 (Leighton, 1961)，進一步影響人體呼吸系統以及免疫系統的健康。由於兒童的器官系統尚未發育完全，NO₂ 對於學齡兒童的健康損害更為嚴重長遠。NO₂ 不僅是誘發過敏的危險因子，高濃度的室外 NO₂ 濃度也與兒童過敏性鼻炎、呼吸道症狀以及氣喘發生率顯著相關；於高濃度交通污染周邊學校就讀之兒童，其認知發展的增長幅度低於低污染學校的兒童，顯示 NO₂ 的神經毒性可能影

響兒童的腦部發育及認知發展 (Shima & Adachi, 2000、Sunyer *et al.*, 2015)。

NO₂ 污染主要源自人為活動，尤以交通運輸排放為主因。在臺灣，上午 7 點至 9 點的上午通勤尖峰時段通常能觀察到 NO₂ 濃度達到當日的高峰值，使得民眾在主要外出的通勤過程暴露於大量室外空氣污染物 (Rivas *et al.*, 2016)。與此同時，這段短暫通勤過程卻導致兒童接觸到一天中很高比例的空氣污染暴露總量 (Dons *et al.*, 2012)。此外，臺灣通勤運輸模式以汽機車輛為主。多數學童上學過程暴露於汽機車廢氣中，可能對他們的健康產生長期負面影響。為了有效評估學童在上學通勤過程中的 NO₂ 暴露風險，需要掌握環境中的 NO₂ 濃度分布情況。

僅以有限的空氣污染監測站觀測數據，難以妥善描述日常周遭實際的空氣品質與污染物分布狀況。為此，過往研究已提出空間內插、土地利用迴歸 (Land Use Regression, LUR)、機器學習 (Machine

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 碩士生

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

³ 國立中興大學永續農業創新發展中心 教授

⁴ 國家衛生研究院國家環境醫學研究所 兼任副研究員

* 通訊作者, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

收到日期：民國 113 年 03 月 15 日

修改日期：民國 113 年 05 月 13 日

接受日期：民國 113 年 05 月 22 日

Learning) 等方法模擬空氣污染物在時空尺度上的濃度分布 (Beelen *et al.*, 2009、Wu *et al.*, 2017、Requia *et al.*, 2020)。空間內插根據空氣污染濃度的空間自相關性，估算出連續面之污染濃度。地理空間資訊技術 (Geospatial Technologies) 的發展，使得環境科學與空氣污染研究能更全面地掌握大範圍內各種環境潛在因子的資訊。在此背景下，LUR 模型能綜合考量周遭土地利用、交通、污染源等多種影響因子，有助於辨識出重要影響變數與污染物濃度間的線性關聯，而被廣泛運用。隨著資訊科技與電腦運算能力的提升，機器學習演算法等人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 得以從龐大數據中捕獲污染物濃度與預測因子間的非線性特徵，甚至是潛在變數間交互影響關係，進而提高預測準確性。近年來，新興的地理人工智慧技術 (Geo-AI) 充分整合各方法學之優勢，首先透過地理空間資訊技術獲取環境影響因子並進行空間分析，接著運用機器學習演算法進行模型擬合與濃度推估。該方法已成功應用於苯、 O_3 等空氣污染的模擬研究 (Babaan *et al.*, 2023、Hsu *et al.*, 2022)。

因此本研究將以臺灣嘉義市為例，透過地理人工智慧 (Geo-AI) 推估技術，建置出 2015 至 2020 年間之二氧化氮時空推估模型。接著，透過所建模型模擬出上午通勤時段 NO_2 濃度之分布情況。最終，分析 NO_2 濃度在嘉義市境內時空分布以及各國小學區範圍內之空間差異，並探究其可能之原因。

2. 材料及方法

2.1 研究地區

嘉義市面積為 60.03 km^2 ，位處臺灣西南部之嘉南平原，境內地勢平緩，四周由嘉義縣環繞。其人口密度達到 4380.20 人/km^2 ，為臺灣第二高之縣市 (嘉義市政府民政處，2023)。同時，當地居民普遍搭乘汽、機車通勤代步，高度稠密的住宅配置與道路車流排放的廢氣，已為民眾的身體健康帶來隱憂。

外縣市的境外污染更是影響嘉義市空氣品質的主要因素。由於地理區位關係，雲嘉南空品區中鄰近的嘉義縣以及雲林縣等外縣市污染物會隨著

大氣環流、海風或季風挾帶進入嘉義市；與此同時，雲林縣六輕工業區因設立眾多高聳的煙囪，龐大的工業廢氣嚴重地惡化雲嘉南地區空氣品質。

2.2 研究資料庫

2.2.1 環保署空氣污染監測資料

空氣污染資料取自 2015 至 2020 年行政院環保署設立之地面監測站數據。臺灣各區域內之空氣品質濃度，受當地產業、境內污染源、地形結構等因素影響，全臺依此區分成七個空品區 (Air Quality Zone)。由於嘉義市僅 1 個監測站，為了有效且準確地推估嘉義市境內空污濃度的分布狀況，本研究蒐集雲嘉南空品區內 11 個監測站之每小時監測資料 (圖 1)。考慮到早上 7 點至 9 點為上午的尖峰通勤時段，通勤車潮排放的高濃度二氧化氮廢氣為暴露到室外污染的主要時段，事先排除無觀測值之小時，計算出上午 7 至 9 點的平均二氧化氮監測濃度，共計約 2.3 萬筆數據。由於空氣污染物濃度存在空間上的自相依性，經由留一克利金 (Leave-One-Out Kriging Interpolation) 的內插方法計算出整個研究區的二氧化氮推估值，將其作為額外預測變數有助於妥善地捕捉二氧化氮濃度的時空變異 (Wu *et al.*, 2018)。除此之外，與 NO_2 生成過程或化學反應相關的指標污染物，例如：細懸浮微粒 ($PM_{2.5}$)、臭氧 (O_3) 以及二氧化硫 (SO_2) 等，亦經由上述流程計算出各個監測站上午通勤時間之平均數值。接下來，透過普通克利金法 (Ordinary Kriging) 內插法，獲得連續空間面上以及測站站址的濃度分布，並納為推估模型的預測因子。

2.2.2 潛在影響因子資料庫

本研究蒐集與污染物濃度擴散、生成與反應相關的影響因子，根據種類可區分成：空氣污染物、氣象、地形、土地利用、道路、特殊排放源、遙測植生指標與其他因素。空氣汙染物資料已於 2.2.1 節說明之。氣象資料來自大氣水文資料庫 2015 至 2020 年之小時監測數據。本研究蒐集溫度、濕度、氣壓、降雨量、風速與風向等常見項目，參照 2.2.1 節之流

程計算出上午通勤時段之平均監測值，再透過普通克利金或反距離權重法等空間內插方式獲得連續面狀的推估數值，作為潛在的預測因子。地形結構資料來自內政部地政司於 2016 年建置之數值地形模型 (Digital Elevation Model, DEM)，其空間解析度為 20m × 20m。在資料前處理上，首先利用地理資訊軟體進行處理，將 DEM 網格的空間解析度調整成 50m × 50m，以利後續資料分析。接下來，透過空間分析功能，逐一地獲得高程、坡度與坡向等預測變數。土地利用資料來自內政部國土測繪中心辦理與測繪之國土利用調查資料。其記載著各土地利用類型的分布位置與面積，並且按照三階層之結構編定土地利用種類，能夠反映各地的產業結構、經濟發展以及國土使用現況。在本次研究中，採用了第二次 (2006-2015) 以及第三次調查資料 (2016-2019)，其中第二次調查資料的第一層級分為 9 大類、第二層級往下分為 41 類，而第三級再細分成 103 個子類別。考慮到近年的環境開發與社會經濟變遷影響，第三次調查資料針對第二以及第三級分類進行小幅度修改，分別調整為 57 與 101 類。道路資料使用交通部運輸研究所於 2013、2017 與 2020 年產製之數位道路路網資料，本研究根據道路等級，將其劃分成：主要道路、當地道路及所有道路三大類。特殊污染源又可分成大型排放源以及亞洲文化相關排放源：大型排放源包括工業區範圍、焚化爐位置與火力發電廠廠址。亞洲文化相關排放源則包含臺灣中式餐飲烹煮產生的油煙以及寺廟祭祀時的焚香燒金紙等行為。本研究從勤崙國際 POI (Point of Interest) 地標資料庫中，蒐集「中式美食」及「寺廟」類別之地標點資料。遙測植生指標資料取自 2015 至 2020 年間 NASA MODIS 提供之衛星影像。其透過衛星多光譜量測技術，經由公式(1)計算出紅光(Red)與近紅外光(NIR)波段之差異，獲得常態化差異植生指標 (Normalized difference vegetation index, NDVI)。其數值介於±1.0 之間，數值越高代表此處植被蓬勃生長，有助於辨識出大範圍之植被分布與生長狀況。除此之外，人口數與人口密度等資料，以及四季、平日周末等虛擬二元資料亦被納入考量。

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

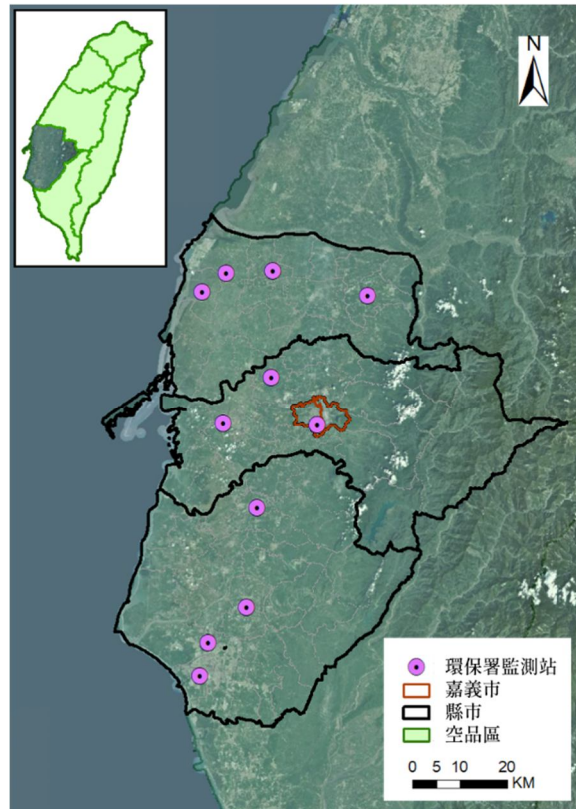


圖 1 雲嘉南空品區與環保署空污監測站分布圖

2.2.3 國小資料庫

為了瞭解嘉義市國小數目、所處位置與分布密度，本研究經由政府開放資料平臺獲取 109 年嘉義市國小的位置資訊。從圖 2 得知，嘉義市共有 20 間公立國小，其中東區與西區分別有 10 間。在空間分布上，國小較集中於嘉義市兩行政區交界偏南側。在現行學童的學校選擇權上，我國公立國小小主要採取「學區制」，均等地分配教育資源並提供學童就近入學的機會。各校學區依據「鄰里」劃分，根據學童戶籍地所在位置決定可就讀的學校。由於當地人口與校舍容納額度因素，部分鄰里可能同屬於數間學校的共同學區。一般而言，學區為當地多數學齡學童日常戶外活動與就學的範圍。本研究參酌 111 年嘉義市政府教育處公告之學區範圍，以「里」為單位區分出嘉義市各國小所屬學區，以利進行後續分析。

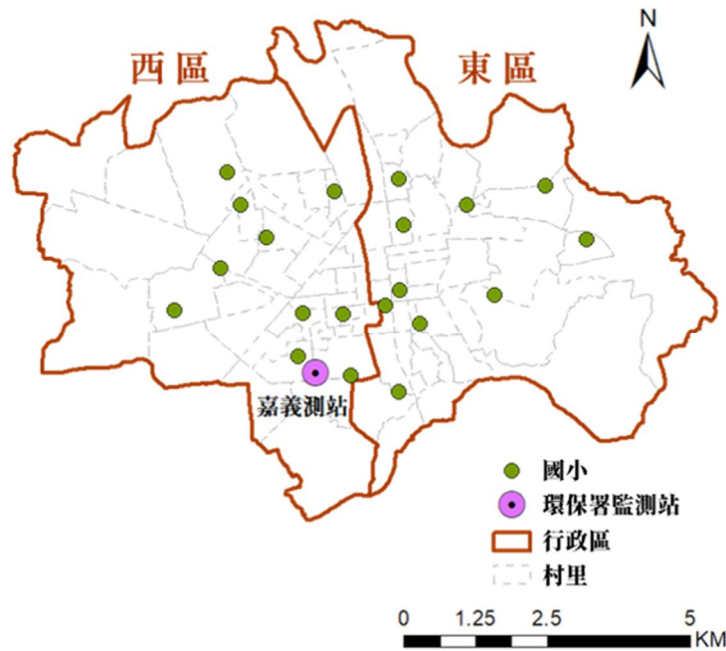


圖 2 嘉義市國小分布圖

2.3 地理人工智慧推估模型

本研究藉由地理空間資訊技術 (Geospatial Technologies) 獲取空間相關資料並且進行變數處理；接著透過人工智慧 (AI) 相關的演算法篩選重要變數，進行訓練擬合乃至建立地理人工智慧推估模型。經過模型驗證後，該推估模型將用於繪製 NO₂ 濃度推估圖與後續的統計分析。整體研究流程如圖 3 所示。

在地理空間資訊技術部分，本研究首先蒐集空氣污染物以及 2.2.2 節介紹之氣象、土地利用、遙測植生指標等八類潛在影響因子。接著依據資料格式，透過地理資訊軟體進行資料處理與空間分析，例如：計算各種污染源在監測站周遭 50 m 至 5000 m 不同方圓範圍內的分布密度，以及考慮鄰近道路與大型污染源的直線距離影響。統一資料格式後彙整為預測變數資料庫，總計納入 434 種變數。將 2015 至 2019 年間資料隨機取樣，其中 80% 資料 (15692 筆數據) 作為訓練集 (Training dataset)，用於訓練與建立推估模型；其餘 20% 資料 (3925 筆) 用於檢驗模型預測性能之測試集 (Testing dataset)。另外，2020 年資料 (3906 筆) 用於外部驗證 (External validation)，不納入模型建置流程。

本研究採用極限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) 演算法建立 AI 推估模型。XGBoost 演算法多次使用訓練資料建立決策樹，從中加強學習錯誤率較高的樣本特徵。前次決策成果會影響後續決策樹的迭代訓練方向，逐漸降低模型的整體預測誤差。此外，該演算法具備對抗雜訊和極端數據影響的優勢，能兼顧良好模型預測性能與計算效率 (Chen *et al.*, 2015)。SHAP (SHapley Additive exPlanations) 值為新興的機器學習變數解釋指標，其概念為根據某變數納入或排除對於預測值的影響，量化該變數在模型中的重要性與影響效應 (Lundberg & Lee, 2017)。其計算公式如下：

$$g(z') = \phi_0 + \sum_{j=1}^M \phi_j \cdot z'_j \dots \dots \dots (2)$$

其中 $g(z')$ 為某變數之 SHAP 值； ϕ_0 表示平均值； M 為變數數量； ϕ_j 為第 j 個變數之歸因值； z' 以 1 與 0 分別表示第 j 個變數存在與否。

在推估模型的建立流程中，本研究首先計算所有變數之 SHAP 值並由高而低排列，並依照此順序將變數逐一地納入 XGBoost 模型中。變數納入的標準為連續兩個解釋變數之 partial R² 皆 ≥ 0.005 ；同時亦檢視變數影響的效應，並排除不符預期方向者。

接著，利用挑選之重要變數組合建立推估模型。透過 Python AutoML 套件自動化地調整模型超參數以及進行擬合訓練。最後，透過十折交叉驗證 (10-fold cross validation)、測試資料驗證、2020 年外部資料驗證、時間分層驗證以及空間分層驗證等方式對建立的模型進行驗證，藉此評估模型之預測穩定性和外推應用的適用性。

2.4 二氧化氮空間分布與統計分析

本研究透過建立之二氧化氮推估模型，繪製出嘉義市 2020 年每日上午通勤時段 (7 點-9 點) 的二氧化氮濃度分布圖，空間解析度為 50 m。接著，事先排除 1、7 與 8 月等寒暑假月份，計算出當年平日 (周一至周五) 的年平均濃度圖，藉此反映國小學童平日上學時段環境中 NO₂ 的空間分布趨勢。同時視覺化呈現 NO₂ 濃度的四季分布。為了解各學區內的 NO₂ 濃度差異，本研究首先使用非成對 t 檢定，評估嘉義市行政區間 NO₂ 濃度是否存在差異。接下來，本研究假設學童們皆在學區範圍內通勤就學，接著分別考慮學區全境或是只在道路上移動時暴露的平均 NO₂ 濃度，依據污染濃度高低將學校分成三種等級，最後以 ANOVA 檢定分析不同空污嚴重程度學區的統計顯著性。

3. 結果

3.1 二氧化氮監測值的敘述統計

上午通勤時段之二氧化氮監測數據取自雲嘉南空品區中 11 個環保署監測站，將每日上午 7、8、9 時監測數據平均處理而成。2015 至 2020 年共計蒐集 2,3522 筆數據，平均 NO₂ 濃度為 11.70±6.01 ppb，中位數為 10.53 ppb。空間分布上，從表 1 得知臺南市 (13.58±6.72 ppb) 與嘉義市 (13.68±6.68 ppb) 皆為雲嘉南空品區中濃度偏高的縣市；而雲林縣與嘉義縣平均濃度僅在 10 ppb 上下。時間趨勢上，平均 NO₂ 濃度值由 2015 年 12.78 ppb 平緩下降至 2020 年的 10.43 ppb。在雲嘉南空品區的四季逐年折線圖 (圖 4) 中，亦呈現出明顯地季節性濃度差異：整體而言，雲嘉南地區夏季時的平均濃度最低，約為 7 ppb；春季與秋季相近，冬季時濃度最高。用於建立主模型之訓練資料以隨機取樣形式，取出 2015-2019 年間 80% 之監測數據，藉從中學習到變數間的特徵關係。15692 筆訓練資料濃度之平均值與中位數分別為 11.96±6.11 ppb 與 10.77 ppb。在這之中，嘉義市監測站數據之平均值與中位數分別為 13.86±6.85 ppb 與 13.33 ppb。

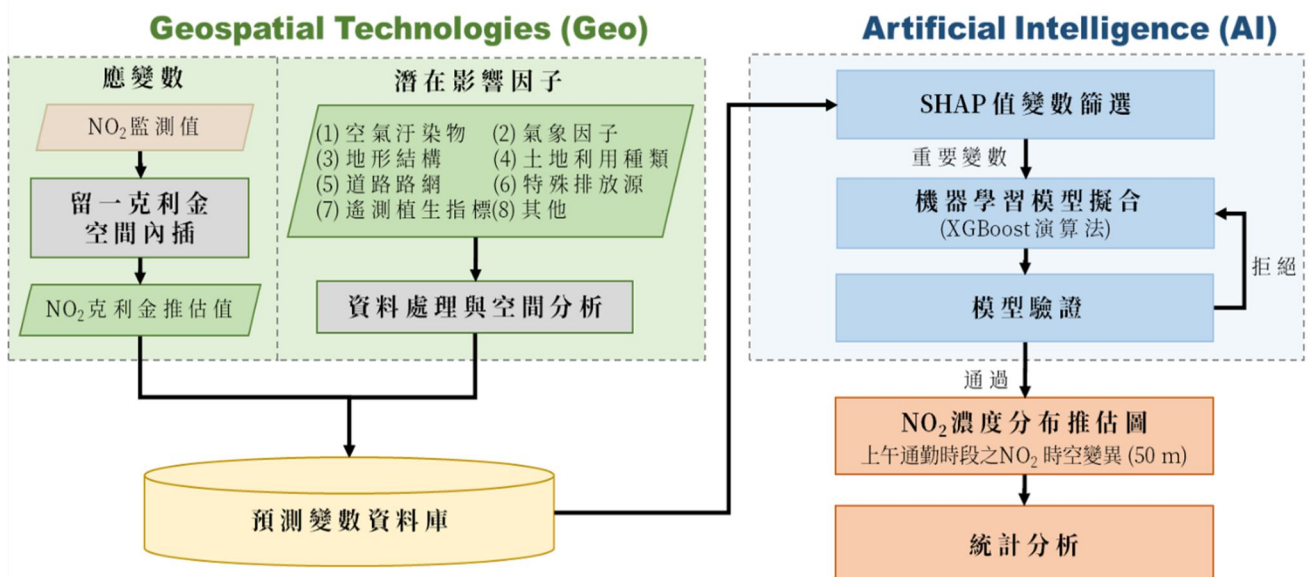


圖 3 地理人工智慧推估模型流程圖

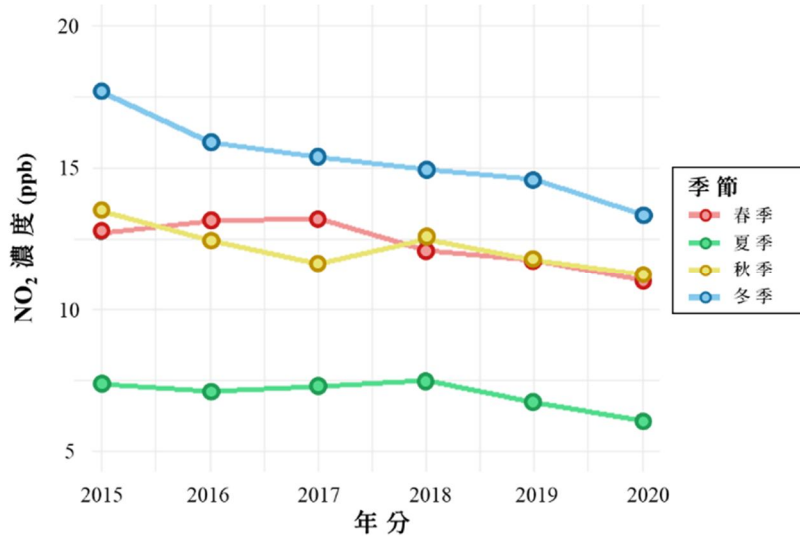


圖 4 雲嘉南空品區二氧化氮監測值之四季折線圖

表 1 二氧化氮監測值按縣市區分之敘述統計 (單位：ppb)

	平均值	標準差	第一四分位數	中位數	第三四分位數
2015-2020 年 雲嘉南空品區	11.70	6.01	7.10	10.53	15.33
臺南市	13.58	6.72	8.43	12.67	17.67
雲林縣	10.18	5.01	6.40	9.27	13.30
嘉義縣	9.98	4.41	6.73	9.10	12.33
嘉義市	13.68	6.68	7.90	13.10	18.67

3.2 重要預測變數

本研究計算各預測變數平均絕對 SHAP 值，依照數值降冪排序並篩選出解釋力高的變數，最終選出 10 個 NO₂ 濃度的重要變數。圖 5 (b) 展示各個預測變數與 NO₂ 濃度的關聯性效應，其中 X 軸 SHAP 值之正負號表示正向或負向關聯性；Y 軸則藉由紅與藍色呈現對應的 NO₂ 監測值大小。在這些重要變數中，土地利用以及污染源相關變數包括：750 m 方圓內稻田密度、1250 m 方圓內寺廟密度與當地道路密度。其中稻田變數與 NO₂ 濃度偏向負相關，表示在 750 m 環域範圍內稻田面積越多或密度越高，NO₂ 污染濃度越低；1250 m 環域範圍內寺廟與當地道路密度皆為正向關聯之變數。行政區人口數亦為正相關，當地人口越多，污染物濃度可能越高。此外，模型結果亦篩選出 NO₂、SO₂、O₃ 與 PM_{2.5} 等指標污染物以及溫度與風速等氣象因子。PM_{2.5}、SO₂ 與溫度皆與 NO₂ 濃度有正向關聯；O₃ 與 NO₂ 之間存在負相關性，表示 NO₂ 濃度越高時，周遭環境的 O₃ 濃度可能偏低。風速與 NO₂ 濃度略為呈現負相

關，代表風速越快，測站附近的污染物濃度會下降。

3.3 推估模型的預測成果

透過 XGBoost 演算法建立的推估模型，其主模型 R² 為 0.94、RMSE 為 1.57，表示該模型能解釋 94% 上午通勤時段雲嘉南地區 NO₂ 濃度的時空變異程度。表 2 展示各種模型驗證成果，十折交叉驗證、測試資料驗證與外部驗證之 R² 分別為 0.84、0.86 與 0.81，顯示該模型未有過度擬合疑慮且具良好預測能力。空間驗證中，各縣市的模型 R² 高於九成，尤其臺南市與嘉義市推估性能高達 95% 與 93%。接著，根據不同時間尺度檢視雲嘉南空品區內的模型推估能力，研究期間各年分 R² 中位數為 0.93；春、秋與冬季 R² 皆高於 0.90，夏季也有八成以上的良好表現。本研究亦針對平日（周一至周五）與周末（周六、周日）進行分層驗證，模型在平日（R² 為 0.94）與周末（R² 為 0.93）都有極佳的預測性能。綜合以上結論，建立的推估模型適用於推估嘉義市境內平日的 NO₂ 濃度。

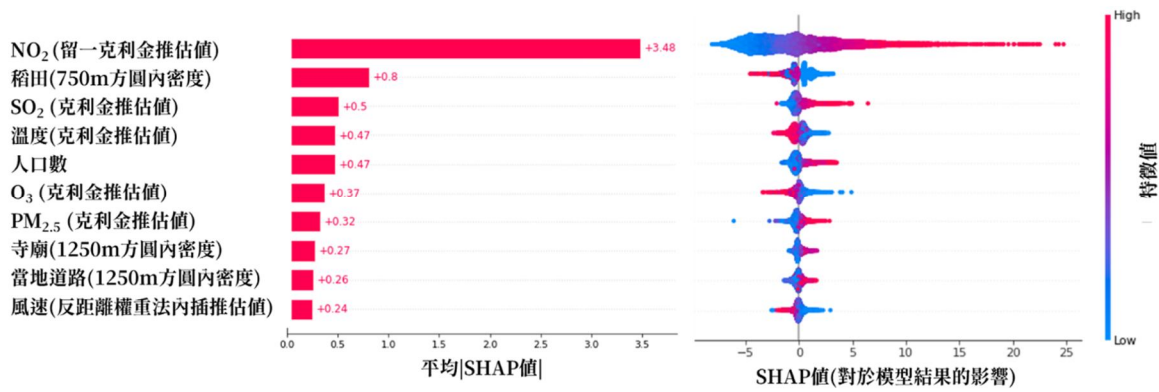


圖 5 重要預測變數之 (a) 重要性直條圖與 (b) 變數特徵散點圖

表 2 二氧化氮推估模型之驗證結果

驗證方式		R ²	Adjusted R ²	RMSE	MAE
主模型 (80%數據)		0.94	0.96	1.57	1.19
十折交叉驗證		0.84	0.84	2.45	1.81
測試資料 (20%數據)		0.86	0.86	2.31	1.72
外部驗證 (2020 年數據)		0.81	0.82	2.32	1.75
空間(縣市)	臺南市	0.95	0.95	0.98	2.25
	雲林縣	0.90	0.90	0.95	2.65
	分層驗證	0.89	0.89	0.94	2.21
	嘉義市	0.93	0.93	0.97	3.17
雲嘉南空品區	春季	0.92	0.92	0.96	2.70
	之時間(季節)	0.83	0.83	0.91	1.70
	夏季	0.90	0.90	0.95	2.84
	分層驗證	0.94	0.94	0.97	2.64

3.4 二氧化氮空間推估分布結果

本研究透過上述地理人工智慧推估模型，繪製出 2020 年嘉義市境內平日的 NO₂ 濃度推估圖，其空間解析度為 50m × 50m(圖 6)，表示在每個 50m × 50m 網格範圍內均計算出對應的 NO₂ 濃度數值。在空間分布上，嘉義市中心地區 NO₂ 濃度偏高，嘉義監測站鄰近地區尤其較高；外圍道路較稀疏的郊區 NO₂ 濃度較低，整體 NO₂ 平均濃度為 11.68 ppb。四季分布上，春、秋季濃度與年平均相近，夏季平均濃度僅有 5.80 ppb，而冬季平均濃度為 14.12 ppb。此外，本研究比較兩行政區境內的 NO₂ 濃度差異，並且考慮到民眾在通勤過程，主要在道路上移動，於是進一步抽取道路位置之 NO₂ 濃度進行分析。東區與西區的平均 NO₂ 濃度分別為 11.81 與 11.53 ppb；而兩區域內的道路上 NO₂ 濃度略高於境內平均，分別為 11.99 與 11.55ppb(表 3)。同時，在全境以及境內道路 NO₂ 濃度的非成對 t 檢定結果中，p 值都遠小於 0.01，達到統計上的顯著水準，結果顯示：西

區的 NO₂ 濃度顯著高於東區。同時，本研究也按照行政區劃分析境內各國小的學區範圍，其中西區與東區國小學區的平均涵蓋面積分別為 3.36 km² 與 5.83 km²。若探討不同行政區內上學途中的道路污染濃度情況，東區各國小學區之平均 NO₂ 濃度中位數為 11.70 ppb，西區則為 11.67 ppb。兩行政區所屬國小周遭的空氣品質相差無幾，皆遠低於環境部所訂定之年平均污染濃度標準 (30 ppb)。

接下來，本研究計算各國小學區範圍內道路之平均 NO₂ 濃度，並將學校依據污染程度區分成三個等級：高濃度 (12.01-14.00 ppb) 國小有 6 間、中等濃度 (11.51-12.00 ppb) 國小共 9 間，而低濃度 (10.63-11.50 ppb) 國小有 5 間。從表 4 之 ANOVA 檢定結果得知：三種污染等級之間存在顯著差異，顯示國小學區的地理位置以及境內空間相關污染源的分布，會影響學區的空氣品質與污染程度。圖 6 展示了嘉義市道路的 NO₂ 濃度分布以及國小位置，高濃度學校多位於嘉義市中心偏南側。接著，本研究分別以三間國小為例，探討國小學區內的綠地結

構 (例如綠地分布形狀、面積和密度) 以及周遭污染源的分布對學校周圍空氣污染程度的影響。以 A 國小為例, 該校位於嘉義市中央偏南側地區, 學區範圍為 3.74 km²。學區內的道路平均 NO₂ 濃度為 13.56 ppb, 屬於高濃度類型。圖 7 中觀察到學區範圍內住宅區密集且道路路網較為繁密。B 國小則位

於中等污染區域, 學區中道路平均 NO₂ 濃度為 11.69 ppb。學區面積為 2.67 km², 且境內涵蓋較多住宅區以及製造業區域。C 國小的學區範圍為 5.89 km², 道路平均 NO₂ 濃度僅為 10.63 ppb, 屬於低污染濃度的學校。該學區內以及鄰近地區由大面積稻田以及森林覆蓋。

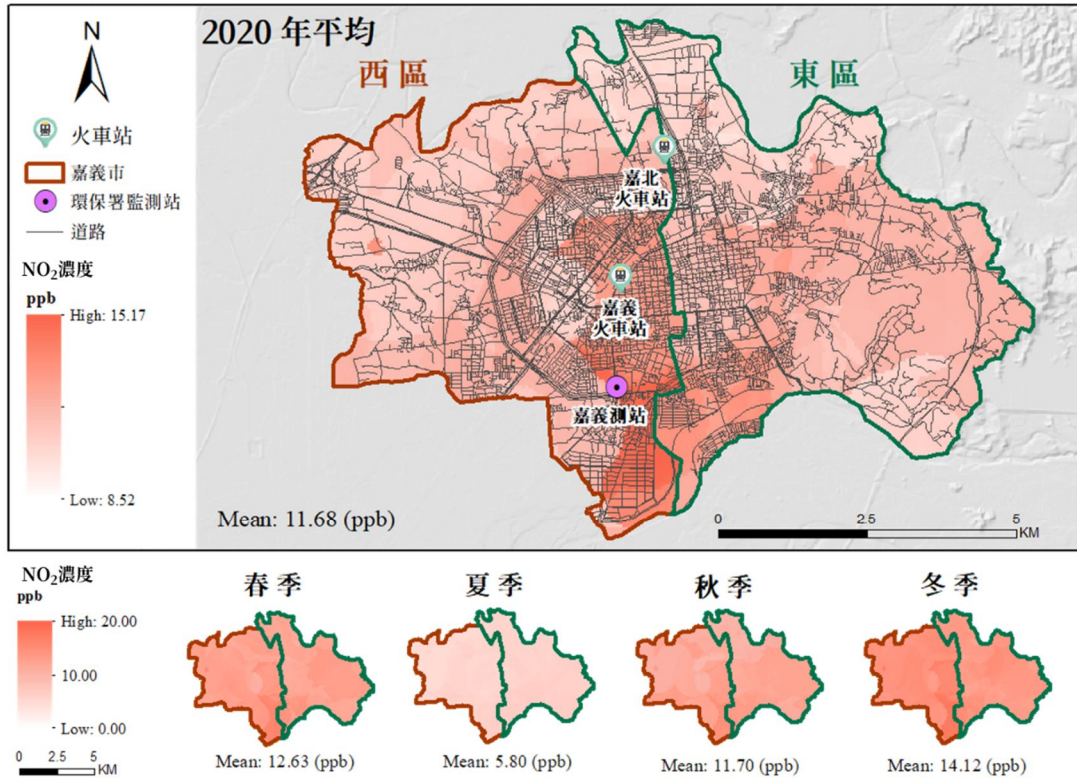


圖 6 嘉義市 2020 年平日上午通勤之 NO₂ 濃度年平均與四季分布圖

表 3 嘉義市依行政區分層下 NO₂ 濃度之非成對 t 檢定結果

	行政區	平均值	標準差	最小值	最大值	Median	p 值
全境 NO ₂ 濃度	西區	11.81	1.13	8.75	15.17	11.52	0.00*
	東區	11.53	0.84	9.69	13.43	11.76	
境內道路 NO ₂ 濃度	西區	11.99	1.19	8.70	15.17	11.82	0.00*
	東區	11.55	0.88	8.58	15.05	11.65	

* p 值 <0.01

表 4 各國小學區依 NO₂ 濃度分層之 ANOVA 檢定結果

分層	學區內 NO ₂ 濃度			學區內道路之 NO ₂ 濃度		
	高濃度	中濃度	低濃度	高濃度	中濃度	低濃度
學校數量	6	9	5	6	9	5
平均值±標準差	12.81±1.16	11.58±0.76	11.18±0.67	12.79±1.16	11.64±0.81	11.21±0.70
中位數	12.97	11.78	11.11	12.90	11.79	10.99
p 值		0.00*			0.00*	
組別	高-中	高-低	中-低	高-中	高-低	中-低
差異統計值	1.63	1.23	0.40	1.58	1.15	0.42
p 值	0.00*	0.00*	0.00*	0.00*	0.00*	0.00*

* p 值 <0.01

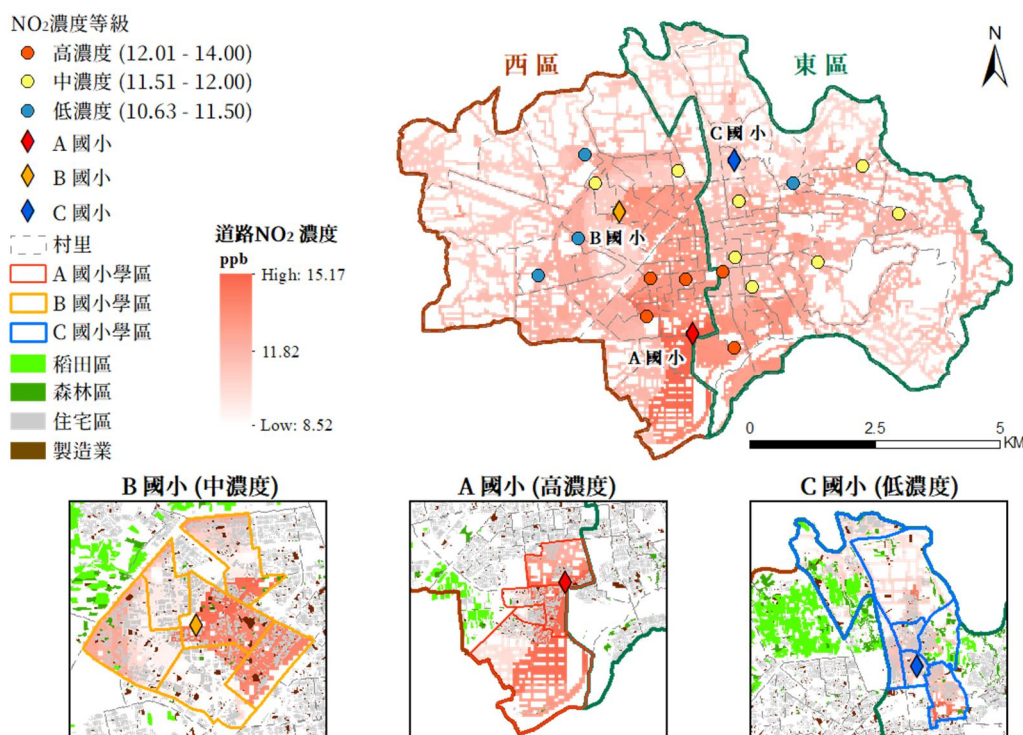


圖 7 嘉義市 2020 年平日上午通勤時段之 NO₂ 濃度與學區內國土利用分布

4. 討論

本研究採用地理人工智慧技術模擬出嘉義市境內在上午通勤時段的 NO₂ 濃度分布。藉由機器學習演算法辨識出關鍵排放源與影響因子，並且建置出精確的 NO₂ 推估模型。使用訓練資料建立之雲嘉南空品區主模型 R² 達到 0.94，且嘉義市的 R² 亦達到 0.93，顯示該模型具備高等的解釋能力。在應用空間技術推估二氧化氮濃度分布的相關研究中，Chen *et al.* (2020) 使用 2000 至 2013 年之臺灣本島月平均監測數據，分別建立出土地利用迴歸(R²=0.75)以及混合式克利金土地迴歸推估模型(R²=0.87)。Wong *et al.* (2021) 的研究開啟地理人工智慧技術應用的扉頁，該研究使用近 20 年之臺灣本島監測數據，首先以土地利用迴歸進行變數篩選，接著將重要變數組合分別以三種機器學習演算法(隨機森林、XGBoost 以及深度類神經網路)進行擬合，最佳模型之 R² 為 0.91。整體而言，機器學習演算法能大幅提升模型預測性能，並能提供精確、高空間解析度的空氣污染推估成果，使得地理人工智慧成為近年主流的空氣污染模擬方法。

本研究透過評估各個變數在 XGBoost 演算法

模型中之 SHAP 值，辨識並篩選出影響嘉義市上午通勤時段 NO₂ 濃度的關鍵預測變數。人口數以及道路密度皆與 NO₂ 濃度呈正相關，當地經濟較蓬勃的地區人口數往往較多且住宅稠密，會產生較多民生相關污染；尤其在上午的尖峰通勤時段，龐大的車潮會排放大量的 NO₂ 廢氣。除此之外，臺灣的佛、道教廟宇在祭祀過程會焚燒金紙與線香，甚至燃放鞭炮，燃燒不全的濃煙中含有 PM_{2.5}、NO₂、CO₂ 以及多種刺激性物質等污染物，因此寺廟密度會與空氣污染濃度呈現正相關 (Wu *et al.*, 2017)。NO₂ 與其他指標空氣污染物濃度具有密切關聯。SO₂、PM_{2.5} 與 NO₂ 的濃度彼此皆為正相關，主要係因含氮或者含硫成分的燃料或廢棄物經過燃燒，進而生成上述指標污染物。此外，當 NO₂ 與大氣中物質產生反應，亦可能衍生出 PM_{2.5} 與其他二次污染物。O₃ 濃度與 NO₂ 呈現負相關，由於 O₃ 為二次污染物，當 NO₂ 接觸陽光中的紫外線會發生光化反應，進而使得 NO₂ 被消耗而產生出更高濃度之 O₃ (Clapp & Jenkin, 2001)。風速與 NO₂ 濃度之間存在負向關聯，若該地區風速越快，空氣污染物越容易被吹向或擴散至其他區域，較不容易沉積於當地，因此 NO₂ 濃度會下降。

利用推估模型繪製出嘉義市 NO_2 濃度的空間分布圖中，在嘉義車站附近的市中心，以及偏中南側鄰近嘉義測站等地出現高濃度群聚。此外，無論是行政區全境或境內道路上濃度，西區的平均 NO_2 濃度皆高於東區。本研究分析影響變數數值之間的空間關係進而模擬出 NO_2 的空間分布，由於嘉義市境內僅一個環境部中央測站提供室外 NO_2 濃度的監測，因此鄰近嘉義測站的區域較可能推估出較高的污染濃度。為了有效管控境內污染源，嘉義市於 2023 年根據境內土地利用型態，劃設出博愛路一段與友愛路周邊、興業西路康樂街、市中心鄰近文化商圈等五個 $\text{PM}_{2.5}$ 污染的高濃度熱區（嘉義市政府環境保護局，2023）。從研究成果中觀察到 NO_2 高濃度區域與上述 $\text{PM}_{2.5}$ 的熱區範圍大致重疊。由於 NO_2 與 $\text{PM}_{2.5}$ 的生成來源相近，這也顯示本研究之 NO_2 濃度推估成果能反映嘉義市內的空氣品質分布狀況，並可進一步供健康暴露評估分析所用。在季節分布上，夏季平均 NO_2 濃度最低、冬季則為高濃度污染的季節。空污濃度的季節性差異主因受到大氣混合層高度變化、季風環流以及地形條件影響（Lee *et al.*, 2014、Wu *et al.*, 2019）。大氣混合層高度指的是大氣層中，污染物隨著氣流垂直向上混合的高度範圍。夏季時氣溫較高，使得混合層高度上升，頻繁的大氣垂直對流加上西南季風吹拂，使得 NO_2 得以擴散至其他地區。冬季時，氣溫較低使得混合層高度下降，整體大氣對流狀態較穩定、擴散條件較差。再加上西南部地勢平坦且位於東北季風被風側，導致污染物更容易沉積於污染源附近。除此之外，較寒冷的天氣也會提升民眾開車通勤避寒的意願，使得汽車相關交通排放量增加。

嘉義市行政區間的分析結果顯示：西區的 NO_2 濃度略高於東區，然而國小學區內的平均污染濃度則無明顯的行政區差異。另一方面，東區的國小普遍涵蓋較寬廣的學區範圍，平均就學通勤時間可能較西區學校高，導致學童在通勤過程中接觸的空氣污染總量增加。本研究並未觀察到學校人數跟污染濃度之間的明確關聯，這表示學生人數多的國小未必會暴露於較高的空氣污染中。除此之外，三種污染程度的學校案例證實了學區內的土地利用型態

以及綠地結構對室外 NO_2 濃度的影響。當學區中的住宅區或製造業分布越密集，學童通勤時暴露到的空氣污染程度越高；而當周遭環境森林面積較大、較密集時，樹木能吸收環境中 NO_2 濃度，從而改善空氣品質（Nowak *et al.*, 2006）。實際上，國小的選址通常會考量多重因素，包含周邊的交通條件、國土規劃設施、當地人口數、以及兒童身心健康等。校址會盡量遠離產生大量噪音以及空氣污染等工廠或嫌惡設施。另一方面，家長在選擇子女學校時，可能會考慮學校教育資源、地理位置或個人因素等條件，甚至可能會選擇「跨學區就讀」，使得學童上學的路程增加。相較於學校所在地的空污程度，學童上學過程中通勤路程距離以及通勤模式也是影響空污暴露量的重要因素（Wolfe *et al.*, 2021）。搭乘校車至較偏遠的學校，通勤暴露總量未必低於步行到學區內的學校。

在後續應用上，可以考慮步行、機車以及汽車等通勤模式差異，將所產製之 NO_2 空間推估濃度分別轉換為對應的暴露劑量，藉此掌握實際的空污濃度影響程度，並應用於健康風險評估之相關研究。也可以將學童通勤路徑資訊與空間分析規劃功能結合，進而發展個人專屬的上學路徑規劃服務，提供空氣污染暴露總量較低或是兼顧健康與方便性的通勤路線以及通勤模式選擇。

本研究受到資料取得的限制，未能將交通量納為潛在影響變數。通勤尖峰時段經常是 NO_2 濃度的排放高峰期，先前的研究也指出交通量對於 NO_2 濃度的影響（Briggs *et al.*, 1997）。由於各縣市的交通量監測資料相對有限，本研究遂以道路路網密度作為替代指標。近年來，隨著感測設備的革新，多數道路段的即時交通流量資料已逐漸普及化，使得未來的空污相關研究能夠更有效地蒐集與運用即時交通資訊。除此之外，本研究納入的國土利用調查資料以及 POI 點位資料更新頻率以數個月或數年為單位，較難反映即時或短時間內的污染源影響。由於本研究在學區範圍劃分方面僅涵蓋至村里尺度，而實際國小的學區可能更加細緻，甚至細分至「鄰」層級。行政區劃的差異導致多個學校的學區在研究中涵蓋更大的範圍，可能導致各校學區內平均 NO_2

濃度的估計值存在一定程度的誤差。

5. 結論

本研究藉由新興的地理人工智慧技術，建立起臺灣雲嘉南地區上午通勤時間的 NO₂ 濃度推估模型，模型能準確解釋雲嘉南境內 94% 以及嘉義市內 93% 的 NO₂ 濃度變異情況。研究成果顯示在空間分布上，嘉義市西區 NO₂ 濃度顯著高於東區，NO₂ 濃度由中央市中心向外側郊區遞減，同時也存在夏季低、冬季高的季節性差異。從國小學區的分析結果中，學區的空氣污染程度與行政區劃較無相關，境內的土地利用種類或污染源分布導致學區平均 NO₂ 濃度出現統計上顯著差異。研究成果可供有關單位針對高污染地區裝設空污監測設備以及推行管制措施。同時，也期望相關統計成果能提高民眾對於空污暴露議題的重視，並將其納入日常外出或通勤路徑的考量中。

參考文獻

嘉義市政府民政處，2023。嘉義市 111 年 12 月份人口統計資料，https://civil.chiayi.gov.tw/News_Content.aspx?n=361&s=769891，引用 2023/3/15。[Civil Affairs Bureau, Chiayi City Government, 2023. Jia yi shr 2022 nian 12 yue fen ren kou tung ji tz liau, Available at: https://civil.chiayi.gov.tw/News_Content.aspx?n=361&s=769891, Accessed March 15, 2023. (in Chinese)]

嘉義市政府環境保護局，2023。嘉義市空氣品質感測物聯網維運及應用計畫，https://www.chiayi.gov.tw/News_Content.aspx?n=8011&s=638270，引用 2023/3/15。[Environmental Protection Bureau, Chiayi County, 2023. The maintenance project of internet of things for air quality monitoring in Chiayi City, Available at: https://www.chiayi.gov.tw/News_Content.aspx?n=8011&s=638270, Accessed March 15, 2023. (in Chinese)]

[=8011&s=638270](https://www.chiayi.gov.tw/News_Content.aspx?n=8011&s=638270), Accessed March 15, 2023. (in Chinese)]

Babaan, J., Hsu, F.T., Wong, P.Y., Chen, P.C., Guo, Y.L., Lung, S.C.C., Chen, Y.C., and Wu, C.D., 2023. A Geo-AI-based ensemble mixed spatial prediction model with fine spatial-temporal resolution for estimating daytime/nighttime/daily average ozone concentrations variations in Taiwan, *Journal of Hazardous Materials*, 446: 130749, DOI: 10.1016/j.jhazmat.2023.130749.

Beelen, R., Hoek, G., Pebesma, E., Vienneau, D., De Hoogh, K., and Briggs, D.J., 2009. Mapping of background air pollution at a fine spatial scale across the European Union, *Science of the Total Environment*, 407(6): 1852-1867, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2008.11.048.

Boogaard, H., Patton, A., Atkinson, R., Brook, J., Chang, H., Crouse, D., Fussell, J., Hoek, G., Hoffmann, B., Kappeler, R., Joss, M.K., Ondras, M., Sagiv, S.K., Samoli, E., Shaikh, R., Smargiassi, A., Szpiro, A.A., Van Vliet, E.D.S., Vienneau, D., Weuve, J., Lurmann, F.W., and Forastiere, F., 2022. Long-term exposure to traffic-related air pollution and selected health outcomes: A systematic review and meta-analysis, *Environment International*, 164: 107262, DOI: 10.1016/j.envint.2022.107262.

Briggs, D.J., Collins, S., Elliott, P., Fischer, P., Kingham, S., Lebre, E., Pyl, K., Van Reeuwijk, H., Smallbone, K., and Van Der Veen, A., 1997. Mapping urban air pollution using GIS: A regression-based approach, *International Journal of Geographical Information Science*, 11(7): 699-718, DOI: 10.1080/136588197242158.

Clapp, L.J., and Jenkin, M.E., 2001. Analysis of the relationship between ambient levels of O₃, NO₂ and NO as a function of NO_x in the UK, *Atmospheric Environment*, 35(36): 6391-6405, DOI: 10.1016/S1352-2310(01)00378-8.

Chen, T., He, T., and Benesty, M., 2015. Xgboost:

- Extreme gradient boosting, R Package Version 0.4-2, pp.1-4.
- Chen, T.H., Hsu, Y.C., Zeng, Y.T., Lung, S.C.C., Su, H.J., Chao, H.J., and Wu, C.D., 2020. A hybrid kriging/land-use regression model with Asian culture-specific sources to assess NO₂ spatial-temporal variations, *Environmental Pollution*, 259: 113875, DOI: 10.1016/j.envpol.2019.113875.
- Dons, E., Panis, L.I., Van Poppel, M., Theunis, J., and Wets, G., 2012. Personal exposure to black carbon in transport microenvironments, *Atmospheric Environment*, 55: 392-398, DOI: 10.1016/j.atmosenv.2012.03.020.
- Hsu, C.Y., Xie, H.X., Wong, P.Y., Chen, Y.C., Chen, P.C., and Wu, C.D., 2022. A mixed spatial prediction model in estimating spatiotemporal variations in benzene concentrations in Taiwan, *Chemosphere*, 301: 134758, DOI: 10.1016/j.chemosphere.2022.134758.
- Lee, J.H., Wu, C.F., Hoek, G., de Hoogh, K., Beelen, R., Brunekreef, B., and Chan, C.C., 2014. Land use regression models for estimating individual NO_x and NO₂ exposures in a metropolis with a high density of traffic roads and population, *Science of the Total Environment*, 472: 1163-1171, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2013.11.064.
- Leighton, P.A., 1961. *Photochemistry of Air Pollution*, Academic Press, New York.
- Lundberg, S.M., and Lee, S.I., 2017. A unified approach to interpreting model predictions, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, in proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA.
- Nowak, D.J., Crane, D.E., and Stevens, J.C., 2006. Air pollution removal by urban trees and shrubs in the United States, *Urban Forestry & Urban Greening*, 4(3-4): 115-123, DOI: 10.1016/j.ufug.2006.01.007.
- Requia, W.J., Di, Q., Silvern, R., Kelly, J.T., Koutrakis, P., Mickley, L.J., Sulprizio, M.P., Amini, H., Shi, L.H., and Schwartz, J., 2020. An ensemble learning approach for estimating high spatiotemporal resolution of ground-level ozone in the contiguous United States, *Environmental Science & Technology*, 54(18): 11037-11047, DOI: 10.1021/acs.est.0c01791.
- Rivas, I., Donaire-Gonzalez, D., Bouso, L., Esnaola, M., Pandolfi, M., De Castro, M., Viana, M., Álvarez-Pedrerol, M., Nieuwenhuijsen, M., Alastuey, A., Sunyer, J., and Querol, X., 2016. Spatiotemporally resolved black carbon concentration, schoolchildren's exposure and dose in Barcelona, *Indoor Air*, 26(3): 391-402, DOI: 10.1111/ina.12214.
- Shima, M., and Adachi, M., 2000. Effect of outdoor and indoor nitrogen dioxide on respiratory symptoms in schoolchildren, *International Journal of Epidemiology*, 29(5): 862-870, DOI: 10.1093/ije/29.5.862.
- Sunyer, J., Esnaola, M., Alvarez-Pedrerol, M., Forn, J., Rivas, I., López-Vicente, M., Suades-González, E., Foraster, M., Garcia-Esteban, R., Basagaña, X., Viana, M., Cirach, M., Moreno, T., Alastuey, A., Sebastian-Galles, N., Nieuwenhuijsen, M., and Querol, X., 2015. Association between traffic-related air pollution in schools and cognitive development in primary school children: A prospective cohort study, *PLoS Medicine*, 12(3): e1001792, DOI: 10.1371/journal.pmed.1001792.
- Wolfe, M.K., McDonald, N.C., Arunachalam, S., Baldauf, R., and Valencia, A., 2021. Impact of school location on children's air pollution exposure, *Journal of Urban Affairs*, 43(8): 1118-1134, DOI: 10.1080/07352166.2020.1734013.
- Wong, P.Y., Su, H.J., Lee, H.Y., Chen, Y.C., Hsiao, Y.P., Huang, J.W., Teo, T.A., Wu, C.D., and Spengler, J.D., 2021. Using land-use machine learning

- models to estimate daily NO₂ concentration variations in Taiwan, *Journal of Cleaner Production*, 317: 128411, DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.128411.
- Wu, C.D., Chen, Y.C., Pan, W.C., Zeng, Y.T., Chen, M.J., Guo, Y.L., and Lung, S.C.C., 2017. Land-use regression with long-term satellite-based greenness index and culture-specific sources to model PM_{2.5} spatial-temporal variability, *Environmental pollution*, 224: 148-157, DOI: 10.1016/j.envpol.2017.01.074.
- Wu, C.D., Zeng, Y.T., and Lung, S.C.C., 2018. A hybrid kriging/land-use regression model to assess PM_{2.5} spatial-temporal variability, *Science of the Total Environment*, 645: 1456-1464, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.07.073.
- Wu, C.H., Tsai, I.C., Tsai, P.C., and Tung, Y.S., 2019. Large-scale seasonal control of air quality in Taiwan, *Atmospheric Environment*, 214: 116868, DOI: 10.1016/j.atmosenv.2019.116868.

Estimating Nitrogen Dioxide Concentration Distribution within Elementary School Districts Using Geo-AI Technology: A Case Study of Chiayi City

Hsin-Fen Wan¹ Chih-Da Wu^{2,3,4*}

Abstract

Nitrogen dioxide (NO₂) pollution is a concerned public health issue in urban areas. Children may experience more severe health effects when exposed to NO₂. Furthermore, heavy traffic during the morning commuting time leads to peak outdoor NO₂ emissions. The limited number of monitoring stations poses a challenge in assessing NO₂ exposure during children's school commutes. To accurately depict the spatial distribution and variation of NO₂ concentration during elementary school children's commutes, this study estimated NO₂ distribution in Chiayi City using Geo-AI technology. Air pollution monitoring data during morning commuting time from 2015 to 2020, land use and potential geospatial-related variables were collected. Machine learning algorithm were then used for variable selection and model development. The results reveal that the main model and Chiayi City both had high explanatory power, with R² values of 0.94 and 0.93, respectively. The estimations are accurate and reliable. Higher NO₂ concentrations are clustered in the southern-central part of Chiayi City. The averaged NO₂ levels in Western District is slightly higher compared to the Eastern District. Furthermore, concerning the land use distribution patterns within elementary school districts, a positive correlation was observed between NO₂ concentrations around schools and road density and residential area density.

Keywords: Nitrogen Dioxide, Air Pollutant, Machine Learning, Geo-AI, Elementary School Children

¹ Master Student, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

² Professor, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

³ Professor, Innovation and Development Center of Sustainable Agriculture, National Chung Hsing University

⁴ Adjunct Associate Research Fellow, National Institute of Environmental Health Sciences, National Health Research Institutes

* Corresponding Author, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

Received Date: Mar. 15, 2024

Revised Date: May. 13, 2024

Accepted Date: May. 22, 2024

結合地面與無人空中載具光達推估大葉桃花心木 人工林林分材積

劉鎮毅¹ 陳建璋² 魏浚紘^{3*}

摘要

本研究區域位於雲林縣古坑鄉大葉桃花心木 (*Swietenia macrophylla* King) 之平地人工林，以地面及無人空中載具光達 (以下簡稱空載光達) 推估林分性態值並評估其使用效率與準確度，並建立此樹種之樹高曲線式及地方材積式，最後藉由空載光達建立空中材積式推估蓄積量。研究結果顯示，點雲結合後可彌補地面光達對於獲取樹高及空載光達獲取胸徑及立木位置的不足，結合點雲後獲取資料的效率也有所提升，亦可透過結合點雲建立樹高曲線式及地方材積式。單獨使用空載光達也可建立空中材積式。因應不同調查目的及樣區現況選擇合適之光達系統，結合地面及空載光達點雲可有效提高調查林分性態值之效率及準確性。

關鍵詞：森林資源調查、遙感探測、林分蓄積、地面光達、無人空中載具光達

1. 前言

隨著科技進步，森林測計與資源調查使用遙感探測 (Remote Sensing, RS) 等技術，廣泛應用於森林生態經營及森林資源調查上，其中森林資源調查 (Forest Resource Inventory, FRI) 是針對林區內之林地、林木、動植物及生態環境為對象之資源調查，主要目的在查明現有森林資源面積、蓄積量及物種組成等，以利於後續經營規劃之用 (楊榮啟及林文亮，2003、陳朝圳及陳建璋，2015)。

近年來光達 (Light Detection and Ranging, LiDAR) 為興盛之森林調查技術，光達系統具非破壞性量測技術、多重反射、資料可被保存並可重複檢核及高精度之特性 (彭炳勳等，2008、Barrett *et al.*, 2016)，光達系統產生之點雲 (Point Clouds) 資料具三維空間資訊，可建立三維立體之數值模型並獲取準確之林木性態值 (Polo *et al.*, 2009、Moorthy *et al.*, 2010)。各項光達系統皆有其使用之

特性及優缺點，對森林資源調查而言，小尺度樣區調查可透過地面光達、無人機光達及手持式光達，大面積則可使用有人機之空載光達，而應該如何使用各種類型之光達系統進行調查則因調查目的與環境等因素來選定 (Ryding *et al.*, 2015、Brede *et al.*, 2017、Giannetti *et al.*, 2018、Jurjević *et al.*, 2020)。

在臺灣第四次森林資源調查結果顯示，臺灣森林覆蓋率為 60.71%，人工林面積約 459,550 ha，其中闊葉樹人工林約 124,759 ha (行政院農業委員會林務局，2016)，而大葉桃花心木 (*Swietenia macrophylla* King) 為平地造林相當重要之樹種，故估算該樹種之蓄積量是對於大葉桃花心木平地人工林收穫相當重要的一環 (馮豐隆及黃志成，1993、鍾智昕等，2013、陳忠義等，2015、顏添明等，2020)。為了解林分之概況，可透過敘述性統計分析林分性態值以了解林分生長之情形，而林分性態值包含林木的平均胸徑、平均樹高、平均枝下高、平均樹冠幅、平均活冠長及每公頃蓄積量等，其中蓄積量又

¹ 正瀚生技股份有限公司研發部 飛航工程師

² 國立屏東科技大學森林系 教授

³ 國立屏東科技大學森林系 助理教授

* 通訊作者，電話：08-7703202 轉 7147, E-mail: aw711212@gmail.com

收到日期：民國 112 年 09 月 22 日

修改日期：民國 112 年 10 月 29 日

接受日期：民國 113 年 05 月 22 日

為最為重要之參數，但如需精準獲得蓄積量則必需將立木伐倒進行樹幹解析 (楊榮啟及林文亮, 2003) 測量，但若可透過光達技術則可不須伐倒立木取得樹幹解析所需之參數進而獲得蓄積量，又國內外森林狀況差異甚大，且因應不同之研究目的以及所具有的設施設備之限制所會採取不同之研究方法，故為求完整性本研究採取三種方式來建立平地大葉桃花心木人工林材積式並推估蓄積量。

本研究目的分述如下：

- (1) 探討地面光達與空載光達獲得各種林分性態值之準確度以及應用時機與限制。
- (2) 探討結合地面光達與空載光達點雲之林分性態值準確度效率評估及建立樹高曲線式與地方材積式。
- (3) 透過空載光達建立平地大葉桃花心木人工林中材積式推估蓄積量。

2. 研究材料與方法

2.1 研究材料

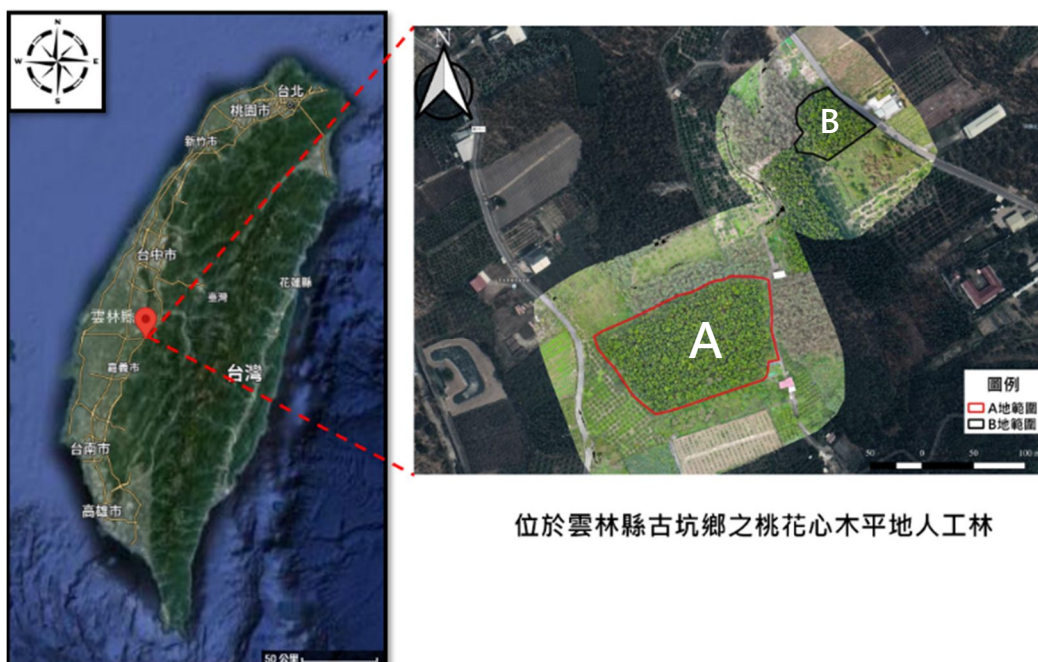
2.1.1 研究區域概況

本研究區域位於雲林縣古坑鄉之 2011 年種植之大葉桃花心木平地人工林 (*Swietenia macrophylla*

King), A 地 (建立模型樣區) 面積 1.55 ha 合計 1,656 株，林分密度為每公頃 (ha) 約 1,068 株；B 地 (驗證樣區) 面積 0.32 ha 合計 316 株，林分密度為每公頃約 988 株，為坡度平緩且均完整記錄並實施撫育作業 (如刈草、除蔓等) 之私有林地 (圖 1)。

本研究區域海拔高度為 130 m，根據中央氣象局之氣候資料服務系統 (CWB Observation Data Inquire Severic, CODiS) 統計，距離研究區域最近之氣象站為棋山氣象站，位置在於雲林縣古坑鄉棋盤村棋山 49 號 (23.6864, 120.6034)，海拔高度 120 m，設站日期 2015 年 10 月，本研究統計 2015 年 10 月至 2023 年 4 月之氣象資料，該地區年均溫約 23.6°C，平均年雨量約 2,235.79 mm，屬亞熱帶季風氣候，全年皆有降雨，5-9 月為特濕期 (Perhumid)，10-12 月為相對乾旱期 (Relative Drought) (圖 2)。

本研究樹種為大葉桃花心木為楝科 (Meliaceae) 桃花心木屬 (*Swietenia*) 的木本植物，自 1901 年由日本人於臺灣試種，該樹種多產於熱帶地區，屬中淺根性植物，樹種特性具耐高溫及乾旱，加上生長快速且容易更新，非常適合在臺灣中南部生長，亦為平地造林之重要樹種之一 (劉宣城等, 1981、馮豐隆等, 2010)。



位於雲林縣古坑鄉之桃花心木平地人工林

圖 1 研究區域位置概況圖

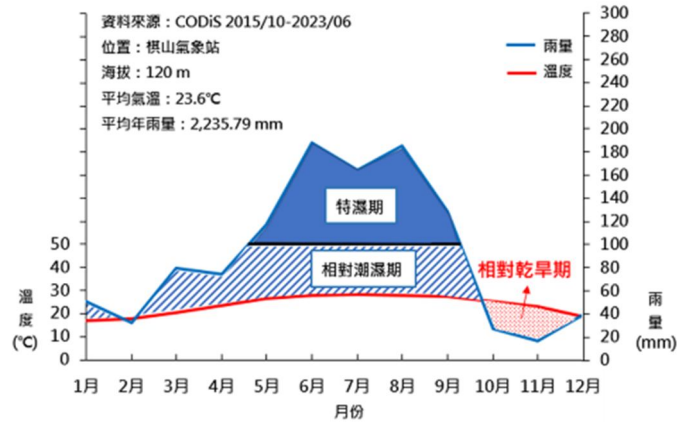


圖 2 棋山氣象站生態氣候圖

2.1.2 調查儀器及設備

(1) 地面光達系統 (TLS)

本研究使用型號為 Trimble TX8 之地面光達 (圖 3) 進行樣區掃瞄，屬於中遠距離之三維掃瞄系統，能在陽光直射下掃瞄最遠 340 m，垂直掃瞄角度可達 317°、水平掃瞄角度可達 360°，可藉由套疊照片進行點雲染色以取得真彩上色。本研究採多站掃瞄，在掃瞄前需先妥善規劃測站及共軛球擺放位置，避免遮蔽而產生測站間點雲套疊之誤差，並在每一站掃瞄時設置 6 個共軛球以利後續空間對位，此次掃瞄站數共為 24 站，透過掃瞄時架設的共軛球進行掃瞄資料拼接。



圖 3 Trimble TX8 地面光達 (本研究拍攝)

(2) 無人飛行載具 (UAV) 及空載光達系統 (ALS)

本研究使用之 UAV 型號為 DJI Matrice 300 RTK (圖 4 左)，搭載之空載光達系統型號為 DJI Zenmuse L1 (圖 4 右)，結合雷射雷達模組、高精度慣性導航、測繪相機、三軸雲台等模組。

2.2 研究方法

2.2.1 地面光達與空載光達計算林分性態值之準確度與效率評估

(1) 現地實測調查獲取林木性態值

於 2022 年 2 月於 A 地及 B 地進行實測調查並獲取以下性態值 (陳朝圳及陳建璋, 2015)：

- A. 胸高直徑 (Diameter at Breast Height, DBH)：胸高直徑 (以下簡稱胸徑)，顧名思義即位於胸高處之立木直徑，常用 DBH 代稱之，各國內外學者皆以離地 1.3 m 處設為量測處，以 cm 為單位，量測至小數第一位，本研究使用儀器為 Tenda 2.0 m 直徑尺。
- B. 樹高 (Tree Height, TH)：樹高即為地面至樹冠最頂端之高度，以 m 為單位，量測至小數第一位，使用儀器為 SENSIN FT-12 測高桿。



圖 4 DJI Matrice 300 RTK (左)、DJI Zenmuse L1 (右) (本研究拍攝)

C.枝下高 (Crown Base Height, CBH)：枝下高即為地面至樹冠最底端之高度，以 m 為單位，量測至小數第一位，使用儀器為 SENSIN FT-12 測高桿。

D.樹冠幅 (Crown Width, CW)：樹冠幅即為樹冠之最大直徑，以 m 為單位，量測至小數第一位，以垂直 90 度角量測兩次後取得平均值，使用儀器為 KUDOS 手捲式纖維皮捲尺。

E.活冠長 (Live Crown Length, LCL)：活冠長指有葉片枝條的高度，因較難量測，通常以樹高減去枝下高而獲得之，透過活冠長進而推估活冠比，計算方法為活冠長除以樹高並乘以 100%而得活冠比。

F.立木位置：透過地面光達所獲得之 1.3 m 處圓盤進行立木位置 (圓心) 獲取。

(2)地面光達獲取林木性態值

於 2022 年 2 月以地面及空載光達進行掃瞄，因目的在於透過光達資料獲取立木的資訊，故只留下與林木相關之資訊，去除不合理之點雲，包含過高點、過低點、不合理之雜點與地被點雲資料，以減少人為判識上的誤差，並利用 LiDAR360 軟體將點雲資料 (地面及空載光達) 分割成單株立木後，以半自動化 (半自動化即是於軟體自動化量測後主動檢查數值是否有界外值，如有，則對該株立木進行手動量測) 獲取以下性態值 (蕭子淳等, 2020、Brede *et al.*, 2017)：

A.光達胸徑之量測：先尋找高程最低點之點雲，將其分類為地面點，並以地面點為基準，將單株立木 1.3 m 處之點雲圓盤切下並量測兩次直徑取平均值。

B.光達樹高之量測：先尋找高程最低點之點雲，將其分類為地面點，並以地面點為基準，量測最低點與最高點之垂直高。

C.光達枝下高之量測：先尋找高程最低點之點雲，將其分類為地面點，並以地面點為基準，量測最低點與第一個主幹分岔枝條點雲之垂直高。

D.光達樹冠幅之量測：樹冠幅即為樹冠之最大直徑，尋找樹冠平行線最外側兩點量測，以垂直 90 度角量測兩次後取平均值。

E.光達活冠長之量測：先尋找活冠層最低點之點雲，將其分類為活冠層最低點，並以該點為基準，量測與其樹冠最高處點雲之垂直高。

(3)林分性態值之計算推估

A.平均林分性態值之計算

將林分內所有立木之性態值加總除以總株數，即可計算平均林分性態值作為林分內單木生長狀況之指標，計算公式如式 (1) (陳朝圳及陳建璋, 2015)。

$$\bar{\chi} = \frac{\sum \chi_i}{N} \dots\dots\dots(1)$$

式中， $\bar{\chi}$ ：平均林分性態值； χ_i ：第 i 株樣木性態值 (cm)；N：總株數。

B.每公頃株數

試驗樣區內總株數除以面積即可推算每公頃株數，每公頃株數則可反應該林分之林分密度為何，計算公式如式 (2) (陳朝圳及陳建璋, 2015)。

$$\text{每公頃株數} = N/A \dots\dots\dots(2)$$

式中，A：面積 (ha)。

C.準確度評估

光達獲取之各項性態值與實測調查性態值進行成對樣本 T 檢定分析其相關性並計算各誤差差異，以此來應證地面光達精度是否可達可信賴之範圍，如式 (3)。

$$t = \frac{\bar{y} - \mu_0}{s/\sqrt{n}} \dots\dots\dots(3)$$

式中， \bar{y} =樣本平均數、 s =樣本標準差、 n =樣本數，該統計量 t 在虛無假說： $\mu=\mu_0$ 為真的條件下服從自由度為 n-1 的 t 分布。

透過 MAE、RMSE 以及 MAPE 三種不同評估準確度之指標即可確定推估式之準確性。(祝維蔚, 2019、Giannetti *et al.*, 2018)

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - \hat{y}_i) \right] \dots\dots\dots(4)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \dots\dots\dots (5)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \dots\dots\dots (6)$$

式中， \hat{y}_i = 光達量測值、 y_i = 傳統調查量測值，透過計算平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根誤差 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 及平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 來表示光達量測值與傳統調查量測值之準確度分析。

(4) 調查效率評估

本研究於實測調查、地面光達及空載光達調查時，計算各項調查方式獲取資料之時間，如外業調查時間、內業整理資料時間及點雲拼接時間，透過比較各項調查方式之效率，找尋在每公頃約 1,068 株平地大葉桃花心木人工林最適合之調查方式。

各項時間計算皆由計時器計之，實測調查之外業調查時間以現場開始量測第一株立木至最後一株立木量測完畢計算之，內業整理資料時間則開始建檔至建檔完成而計之；使用光達之外業調查時間以開始第一次掃瞄至最後一次掃瞄完畢計算之，點雲拼接時間以將資料匯入軟體後開始拼接至拼接完成之時間，內業時間則以開始量測第一株立木之性態值至最後一株立木之性態值量測完畢計算之。

2.2.2 結合地面光達與空載光達點雲建立樹高曲線式及地方材積式

本研究將兩種光達點雲藉由建立地面控制點，並對位坐標後進行合併，並在結合點雲後建立樹高曲線式及地方材積式，樹高曲線式及地方材積式可作為推估樹高及材積之工具，其方法如下：

(1) 透過點雲結合後建立樹高曲線式

本研究使用合併後點雲於 A 地 (建立模型樣區) 量測之胸徑及樹高，透過多項式迴歸分析建立樹高曲線式如式 (7)，並將此樹高曲線式帶入 B 地 (驗證樣區) 所量測之胸徑值推估樹高，以計算誤差來驗證該式是否具推估樹高之預測能力。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \dots + \beta_d x_i^d + \epsilon_i \dots\dots (7)$$

式中， β_0 為迴歸模型的截距， $\beta_1 \dots \beta_d$ 為未知且需估計之迴歸係數， ϵ_i 為誤差項。

(2) 透過點雲結合後建立地方材積式

單位面積內所有單株立木材積的總和，即為林分蓄積量，蓄積量可作為林分收穫時之重要指標，亦可透過蓄積量了解林分生長之狀態，材積式使用兩者光達結合點雲後以區分求積法如式 (8) 及式 (9) 計算單木材積並使用多元線性迴歸建立地方材積式如式 (10) (陳朝圳及陳建璋，2015)。

$$V = (r_1 + r_2 + r_n)L + v_t \dots\dots\dots (8)$$

$$v_t = \frac{1}{3} g_n \times L_t \dots\dots\dots (9)$$

式中， V 為林木材積 (m^3)， r 為各高度斷木體積 (m^3)， L 為高度 (m)， v_t 為梢端材積 (m^3)， g_n 為梢端斷木體積 (m^3)， L_t 為梢端長度 (m)。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \dots\dots (10)$$

式中， β_0 為迴歸模型的截距， $\beta_1 \dots \beta_k$ 為未知且需估計之迴歸係數， ϵ 為誤差項。

2.2.3 應用空載光達資料推估林分蓄積量

(1) 林分高

空載光達掃瞄後之資料可建立樹冠高度模型 (Canopy Height Model, CHM) (郭鎮維，2022、Webster *et al.*, 2018、Xu *et al.*, 2018)，再進行萃取林分高，本研究將最高立木之樹高、三株優勢木之平均樹高、第三四分位數平均樹高及平均樹高四種量測方式作為林分高，並在後續討論何種量測方式最適合推估空中材積式。最高立木之樹高即為樣區內最高單一立木之樹高；三株優勢木之平均樹高即為樣區內最高三株立木之平均樹高；第三四分位數平均樹高即為樣區內所有立木樹高由小到大排列後第 75% 之樹高值；平均樹高即為該樣區所有立木樹高之平均值。

(2)枝下高及活冠長

枝下高即為先尋找高程最低點之點雲，將其分類為地面點，並以地面點為基準，量測最低點與第一個主幹分岔枝條點雲之垂直高；活冠長即為先尋找活冠層最低點之點雲，將其分類為活冠層最低點，並以該點為基準，量測與其樹冠最高處點雲之垂直高。

(3)樹冠幅及樹冠體積

以 Lidar360 進行半自動化判釋推估樹冠幅及樹冠體積。

(4)林分密度

本研究以「樣區株數」來代表林分密度。

依照空載光達點雲獲之林分性態值與實測調查蓄積量探討是否具顯著相關性，以來驗證推估式的成立，以空載光達所獲取之 A 地林分性態值為自變數 (Independent Variable)，A 地蓄積量為應變數 (Dependent Variable)，以逐步迴歸分析法 (Stepwise Regression Analysis)，進行篩選適當變數以建立最佳的推估模式如式 (10)。

利用上述所篩選之林分性態值建立空中材積式並推估 B 地之林分蓄積量，並以 MAE 及 RMSE 與實測調查林分蓄積量進行準確性評估，其誤差公式如式 (4) 及式 (5)，將以計算誤差驗證該空中材積式是否具正確預測能力。

2.2.4研究流程圖

根據上述程序與內容繪製本研究之流程圖，如下圖 5 所示。

3. 結果與討論

3.1地面及空載光達推估林分性態值之準確性評估

本研究以實測調查之林分性態值為真值 (表 1)，探討地面及空載光達獲取之林分性態值與真值之差異。

3.1.1地面光達

以地面光達 Trimble TX8 進行掃瞄，獲得株數共 1,656 株，與實際值相同，並萃取以下林分性態值。

(1)胸徑

地面光達所量測之平均胸徑為 14.77±5.45 cm，胸徑 0.1-12.0 cm 共 505 株，佔 30.51%；胸徑 12.1-24.0 cm 共 1,105 株，佔 66.69%；胸徑 24.1-36.0 cm 共 46 株，佔 2.80% (表 2)。現地調查量測之平均胸徑為 15.76±5.79 cm，經過現場實測調查及地面光達計算誤差後，MAE=1.17 cm、RMSE=1.54 cm。

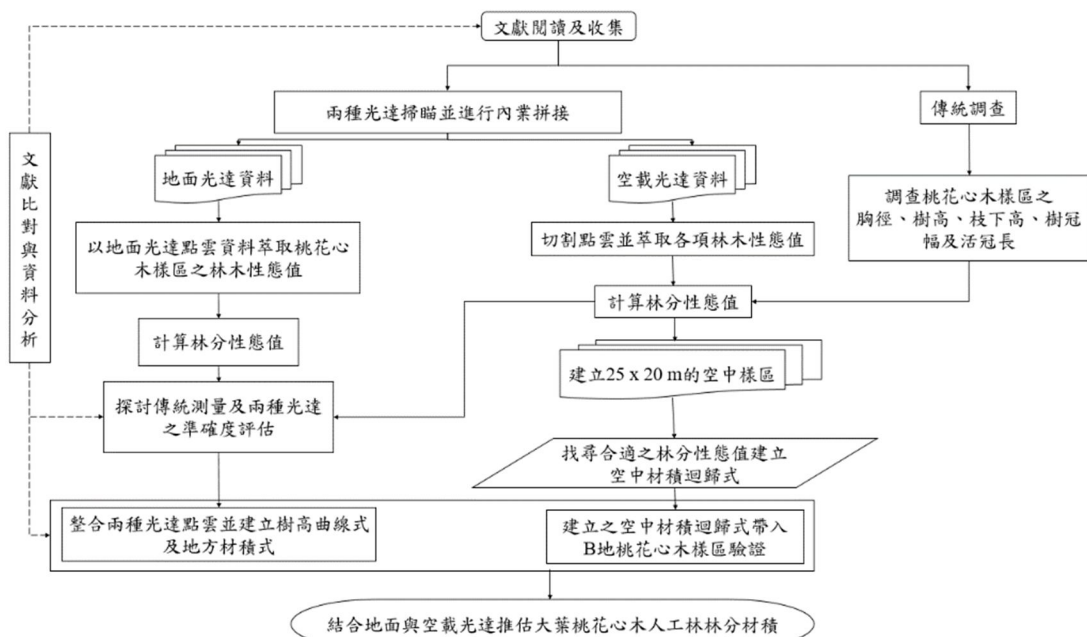


圖 5 研究流程圖

表 1 實測調查之林分性態值

株數	胸徑 (cm)	樹高 (m)	枝下高 (m)	樹冠幅 (m)	活冠長 (m)
1,656	15.76±5.79	13.00±4.05	5.34±2.16	4.22±1.07	7.66±3.18

表 2 研究區域地面光達之徑級株數統計表

徑級 (cm)	株數	百分比 (%)
<12.0	505	30.51
12.1-24.0	1,105	66.69
24.1-36.0	46	2.80
總計	1,656	100.00

Bauwens *et al.* (2016) 使用地面光達 (FARO Focus 3D 120) 對天然針闊葉混合林進行調查，其調查得出的胸徑與實測調查比較後，其 RMSE 為 1.3 cm，本研究得出之 RMSE 為 1.5 cm，其誤差大約相同，這也代表大部分林木的胸徑處都有正確掃瞄且成像清晰可被量測。蕭子淳等 (2020) 使用地面光達 (FARO Focus3D X330) 對闊葉樹人工林調查時，主要在探討點雲處理方法之效率評估，其使用地面光達量測胸徑時之 RMSE 分別為 0.53 cm (手動測量)、1.19 cm (半自動化偵測法)、2.57 cm (去除界外值之自動化偵測法)，本研究也採用半自動化偵測法，與上述提到之均方根誤差差異不大，印證地面光達可正確量測胸徑。

(2) 樹高

地面光達所量測之平均樹高為 9.96±3.75 m，樹高小於 5 m 共 258 株，佔 15.58%；5.1-10.0 m 共 337 株，佔 20.35%；10.1-15.0 m 共 1052 株，佔 63.53%；15.1-20.0 m 共 9 株，佔 0.54% (圖 6)。現地實測調查量測之平均樹高為 13.00±4.05 m，將實測調查及地面光達所量測之樹高經由計算誤差後，MAE=3.05 m、RMSE=3.10 m，且地面光達量測之平均樹高與真值相差約 3 m，地面光達明顯低估較高立木之樹高，推測原因為林分密度過高而導致遮蔽過多，或因地面光達掃瞄範圍有限，無法正確掃瞄至樹冠，或是被壓木及次優勢木因點雲數量不足，而造成測量不準確而產生低估誤差 (圖 7)。

Cabo *et al.* (2018) 研究中顯示，當樹高超過 10 m 時，地面光達之樹高量測值明顯低估，造成誤差原因為地面光達本身的測量範圍有所限制，雖該地面光達 (FARO Focus 3D) 之最大掃瞄範圍為 120 m，但可能因遮蔽等因素，而導致無法正確量測樹高。

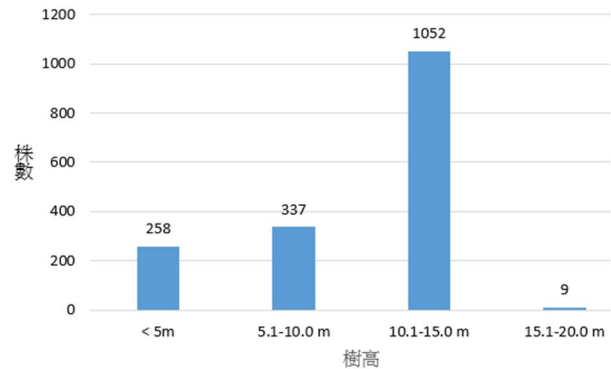


圖 6 地面光達樹高分布直方圖

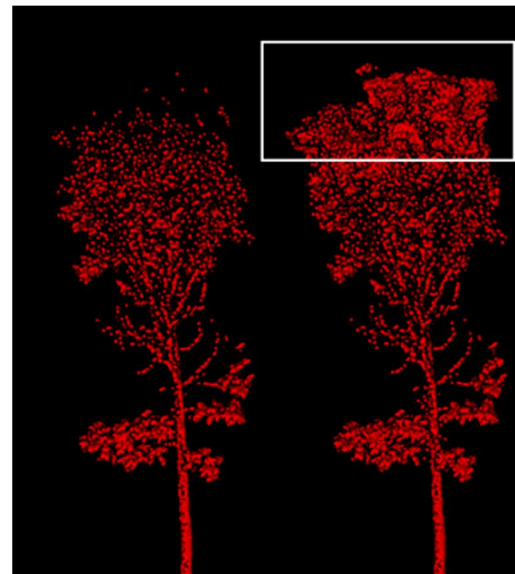


圖 7 地面光達量測樹高誤差示意圖

(3) 枝下高

地面光達所量測之平均枝下高為 5.40±2.20 m，枝下高小於 3.0 m 共 210 株，佔 12.68%；3.1-6.0 m 共 936 株，佔 56.52%；6.1-9.0 m 共 379 株，佔 22.89%；9.1-12.0 m 共 131 株，佔 7.91%。實測調查測量之平均枝下高為 5.34±2.16 m，實測調查及地面光達所量測之枝下高結果非常相同，透過計算誤差

後， $MAE=0.31\text{ m}$ 、 $RMSE=0.38\text{ m}$ ，也同樣發現兩者並無顯著差異。

Giannetti *et al.* (2018) 以地面光達 (FARO Focus 3D) 量測枝下高與實測調查比較後，得出 $RMSE$ 為 0.88 m ，該研究區域位於義大利某針闊葉混合林，林分密度為每公頃約 106 株，可說是相當稀疏的森林樣區，故減少因遮蔽而產生之誤差，本研究林分密度為每公頃約 1,068 株，與上述研究之林分密度差異甚大，但誤差卻較小。

(4)樹冠幅

現地實測調查測量之平均樹冠幅為 $4.22\pm 1.07\text{ m}$ ，地面光達所量測之平均樹冠幅為 $3.29\pm 0.95\text{ m}$ ，實測調查及地面光達所量測之樹冠幅結果有些差異，經由計算誤差後，結果為 $MAE=1.12\text{ m}$ 、 $RMSE=1.18\text{ m}$ ，地面光達所量測之平均值與實測調查誤差約 1 m ，可正確量測。

Paris *et al.* (2015) 使用地面光達量測樹冠幅的 $MAE=1.83\text{ m}$ 、 $RMSE=2.63\text{ m}$ ，研究地點位於加州一處草原上調查 25 株闊葉樹，理論上應不會產生太大誤差，但因當時僅採用單次掃瞄且每站掃瞄強度弱，單站掃瞄時間僅花不到 1 分鐘完成，而導致點雲密度不佳，本研究使用多站掃瞄且掃瞄强度高，每站掃瞄時間約 15 分鐘，故有降低誤差之情形。

(5)活冠長

現地實測調查量測之平均活冠長為 $7.66\pm 3.18\text{ m}$ ，地面光達所量測之平均活冠長為 $4.56\pm 3.00\text{ m}$ ，將實測調查及地面光達所量測之活冠長經由計算誤差後，其結果為 $MAE=3.12\text{ m}$ 、 $RMSE=3.28\text{ m}$ ，且地面光達量測之平均活冠長與真值相差約 4.37 m ，推測原因為地面光達掃瞄範圍有限，可能因遮

擋而無法有效正確掃瞄至樹冠，或是被壓木及次優勢木因點雲數量不足，而造成測量不準確而產生低估誤差 (圖 7)。

活冠長可經由算式推算活冠比，一般而言，活冠比在 60%以上的樹木才有足夠的葉片去保持此樹的正常健康生長，60%以下的樹木因為葉片不足而會產生種種生長障礙，例如抗病蟲能力低、發根困難、開花結果困難等，抗風能力也較差，此類樹木在未完全紮根前容易隨風左搖右擺，難以長出新根，較易倒塌，但因各樹種不同而會有各自適合之活冠比比，故正確量測樹冠長可進而評估樣區內立木之健康情形 (Stăncioiu *et al.*, 2021)。

地面光達對於量測胸徑、枝下高及活冠長之準確性佳，但對於量測樹高及活冠長準確性欠佳，主要受限於在樹幹密度高的林木冠層底下進行掃瞄時，真正的樹頂位置常受樹體自身冠層與鄰近立木之樹冠相互交疊而產生遮蔽，無法準確獲取該立木之樹頂位置，因此地面光達在量測樹高及活冠長上往往可能產生較大的誤差，也有其他相關研究建議，若搭配空載光達掃瞄獲取冠層頂部的點雲資料，可以彌補量測上的不足 (謝漢欽等, 2022、Kankare *et al.*, 2013、Krooks *et al.*, 2014、Liang and Hyypä, 2013、Maas *et al.*, 2008、Paris *et al.*, 2015)。

3.1.2空載光達

空載光達僅可掃瞄至樹冠層 (圖 8)，雷射光無法穿越樹冠獲得樹幹處之點雲，而導致無法正確判別立木位置，本研究透過先行建立之立木位置區分單株立木，進而萃取以下林分性態值。



圖 8 空載光達點雲資料 (本研究資料)

(1) 胸徑

本樣區共 1,656 株立木，每公頃約 1,068 株，因空載光達無法正確掃描樹幹之點雲，所有立木因胸徑量測處掃描不完全而無法進行量測，以該研究區域之林況，使用空載光達是完全無法量測胸徑的，所有立木之胸徑量測處並無正確掃描生成點雲，因無人機在空中掃描角度不佳及樹冠遮蔽，僅能接收來自樹冠層的雷射值反射，而造成無法以空載光達資料量測立木胸徑。

雖然空載光達對於單株立木調查及分割已有不錯的精準度，但如遇到樹冠形狀重疊及不規則或是林分密度較高的林分時，準確度即會大幅降低，故空載光達在胸徑的量測上，除林分密度較低的林分外，其餘林分對於胸徑的量測困難度是相當高的 (Yin & Wang, 2019、Picos *et al.*, 2020、Xu *et al.*, 2021)。

Brede *et al.* (2017) 的研究中使用空載光達與地面光達掃描做比較，結果顯示空載光達可萃取胸徑值，並擁有不錯的精準度，但該研究區域的林分密度僅每公頃約 204 株，而且掃描時間正好是春季剛發芽的時間，所以樹冠遮蔽較少，並調整無人機在空中的拍攝角度為 30-40 度，該研究使用之調查方法於本研究並不適用，因林分密度較高，樹冠遮蔽較多，如調整拍攝角度僅能掃描樣區外圍之立木，並無法獲取整個樣區的立木胸徑。

(2) 樹高

現地實測調查量測之平均樹高為 13.00 ± 4.05 m，空載光達所量測之平均樹高為 12.63 ± 4.02 m，將實測調查及空載光達所量測之樹高經由計算誤差後，其結果為 $MAE=0.49$ m、 $RMSE=0.63$ m，空載光達量測之平均樹高與真值相差約 0.37 m，準確度高，空載光達可以被用來正確量測樹高。空載光達在掃描樹幹所產生之點雲較少及被壓木會無法正確被掃描，故本研究透過立木位置點位來確定立木位置，進而正確量測該立木之樹高。

使用空載光達確認單株立木位置時，大部分的誤差來源來自於樹冠，因樹幹並不是完全通直，故空中看到的樹冠中心點會與實際立木位置有所偏移，尤其是闊葉樹，無人機空中看到的立木位置與

現場實際立木位置依舊有些許誤差 (Xu *et al.*, 2021) (圖 9)。Edson & Wing (2011) 透過空載光達掃描出的立木位置與現地實際使用 GPS 定位之坐標相比，空載光達的立木位置約偏移 2.05-2.31 m。



圖 9 空中立木位置誤差示意圖 (本研究資料)，紅點為空中判釋之立木位置；綠點為實際立木位置

(3) 枝下高

現地實測調查測量之平均枝下高為 5.34 ± 2.16 m，空載光達所量測之平均枝下高為 5.04 ± 2.13 m。實測調查及空載光達所量測之平均枝下高相近，透過計算誤差後，結果為 $MAE=0.31$ m、 $RMSE=0.40$ m，也同樣發現兩者間沒有顯著差異。

(4) 樹冠幅

現地實測調查測量之平均樹冠幅為 4.22 ± 1.08 m，空載光達所量測之平均樹冠幅為 4.14 ± 1.05 m，經由計算誤差後，結果為 $MAE=0.20$ m、 $RMSE=0.24$ m，兩者間沒有顯著差異，不過在和量測樹高上相同，需要透過確定立木位置來正確量測該立木之樹冠幅。

Paris *et al.* (2015) 研究中使用空載光達量測樹冠幅的 $MAE=3.09$ m、 $RMSE=4.47$ m，研究地點位於加州一處草原上調查 25 株闊葉樹，理當來說應該不會有太大的誤差產生，但因當時設備上的較不成熟，空載光達點雲密度僅有 2 pt/m^2 ，所以產生較

大的誤差，如今空載光達點雲密度已可達 2,500 pt/m²，可大幅降低誤差並量測正確數值。

(5)活冠長

現地實測調查量測之平均活冠長為 7.66±3.18 m，空載光達所量測之平均活冠長為 7.29±3.16 m，將實測調查及地面光達所量測之活冠長經由計算誤差後，其結果為 MAE=0.47 m、RMSE=0.57 m，誤差低且準確性高。

以空載光達調查之平均活冠長及平均樹高計算活冠比，得出數值約為 57.7%，上述提及健康樹木之活冠比應達 60%以上，本樣區之活冠法靠近 60%但並未達到，推測可能原因為林分密度過高，導致競爭激烈故無法形成較為健康的活冠比狀態。

空載光達對於量測樹高、枝下高、樹冠幅及活冠長之準確性佳，但對於量測胸徑準確性欠佳，主要受限於胸徑量測處掃描不完全而無法進行量測，因無人機在空中掃描角度不佳及樹冠遮蔽，僅能接收來自樹冠層的雷射值反射，而造成無法以空載光達資料量測立木胸徑；另外，立木位置需透過先行建立單株立木點位，才能準確區分該立木，如可透

過地面光達產生之點雲坐標進行對位，即可解決空載光達無法辨識立木位置之弊端。

3.1.3 單獨應用地面及空載光達於大葉桃花心木人工林之優劣

(1)準確性

比較兩種光達對於林分性態值的準確性後可發現 (表 3)，地面光達對於胸徑、枝下高的量測較為準確、誤差較小；空載光達則在樹高、枝下高、樹冠幅及活冠長的量測上表現較佳，但空載光達會因樹冠重疊，無法準確找出立木位置，如能使兩種光達點雲合併，一定會使量測林分性態值上更為準確，且提高內業量測之效率。

Brede *et al.* (2017) 的研究中使用地面光達及空載光達調查荷蘭某一林分密度較低的闊葉人工林，在立木點雲成像上可以很明顯可見地面光達表現較佳，空載光達於樹幹區域的點雲密度較低，上層樹枝及樹葉區域的兩種光達點雲密度差不多(圖 10 左)，但胸徑處明顯可見空載光達點雲數量比地面光達少了許多，地面光達之點雲資料可完整表現該立木胸徑處之樣貌，但空載光達無法達到(圖 10 右)。

表 3 各項調查方式之準確性評估表

		胸徑(cm)	樹高(m)	枝下高(m)	樹冠幅(m)	活冠長(m)
實測調查	平均值	15.76±5.79	13.00±4.05	5.34±2.16	4.22±1.07	7.66±3.18
	MAE	1.17	3.05	0.31	1.12	3.12
地面光達	平均值	14.77±5.45	9.96±3.75	5.40±2.20	3.29±0.95	4.56±3.00
	RMSE	1.54	3.10	0.38	1.18	3.28
空載光達	平均值	/	12.63±4.02	5.04±2.13	4.14±1.05	7.29±3.16
	RMSE	/	0.63	0.40	0.24	0.57

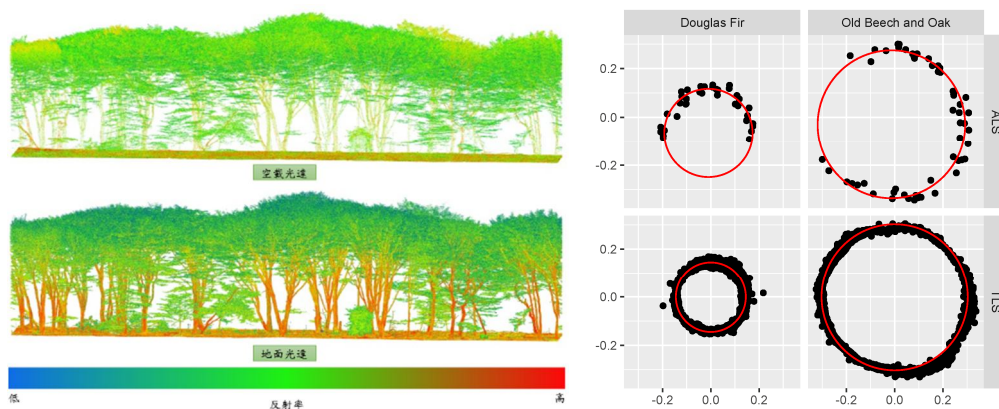


圖 10 空載光達與地面光達點雲顯示資料(左) 及胸徑點雲資料(右) (Brede *et al.* 2017)

(2)效率

前人文獻中，以同樣的調查模式，外業調查時間最快為空載光達，其次為地面光達，最後則是實測調查，本研究調查時間結果與其相同 (Bauwens *et al.*, 2016、Brede *et al.* 2017)，如表 4。三種調查方式的不安定因子同為天氣，如天氣狀況不佳，可能會導致調查時間更長，實測調查在外暴露的時間較多，因此也需承擔天候不佳的風險；在點雲拼接上，空載光達點雲的處理時間較短，地面光達拼接點雲的時間會因掃描站數而有所變化，而且地面光達需要將各站間之資料拼接，因此會花較長的時間；內業時間則是以實測調查較短，而兩種光達需要將處理好的點雲資料進行量測並萃取出所需要的各項性態值；總時間以空載光達最短，地面光達其次，實測調查最長。

綜合上述準確性及效率評估，認為必須透過結合地面及空載光達點雲來提升準確性及效率，因光達具有極高的精度、非破壞性檢測、快速獲取三維空間資料及可重複檢視資料之特性，可使外業時間大幅降低，減少因天氣不佳而造成無法獲取林分資料之風險。

3.2 結合兩種光達點雲並建立樹高曲線式及地方材積式

3.2.1 結合兩種光達點雲

本研究使用 LiDAR360 軟體進行空間對位後，將地面光達及空載光達之點雲資料合併，並有效將單株立木之點雲完整呈現，雖檔案資料容量大，但

可提高量測資料的準確性。

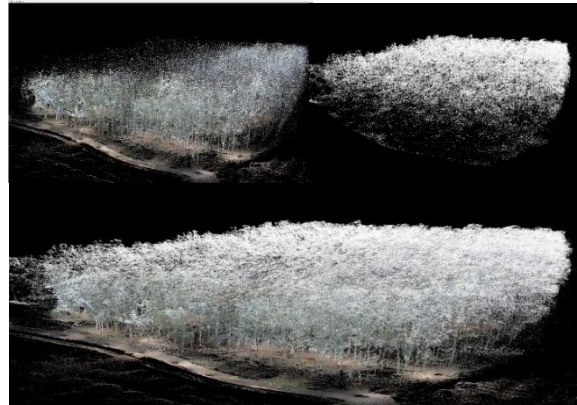


圖 11 地面光達(左上)、空載光達(右上)及兩種光達點雲結合資料(下)

3.2.2 林分性態值之準確性及效率評估

經由表 5、表 6 的比較後可以知道，地面及空載光達點雲的合併可以有效使各項林分性態值之準確性提高並降低誤差，地面光達在量測樹高上較為不準確，空載光達則在量測胸徑上較為不準確，因此兩項光達系統正好可以互相彌補彼此的缺點，進而將準確度提升，更貼近現地真實的樣貌，其中在五項林分性態值量測上的平均絕對百分比誤差 (MAPE) 有很顯著的降低。

上述地面光達因掃描範圍有限，無法有效正確掃描至樹冠，為解決此情形，將地面光達及空載光達點雲合併後測量之平均樹高為 12.78 ± 4.02 m，樹高小於 5 m 共 258 株，佔 15.58%；5.1-10.0 m 共 337 株，佔 20.35%；10.1-15.0 m 共 1052 株，佔 63.53%；15.1-20.0 m 共 9 株，佔 0.54% (表 7)。

表 4 實測調查、地面光達及空載光達調查效率比較表

	人數	外業調查時間	點雲拼接時間	內業時間	總時間
實測調查	4 人	96 小時	無	4 小時	100 小時
地面光達	2 人	6 小時	3 小時	80 小時	89 小時
空載光達	2 人	40 分鐘	20 分鐘	80 小時	81 小時

註：調查區域為每公頃約 1,068 株之大葉桃花心木人工林

表 5 不同調查方法之林分性態值比較表

	平均胸徑(cm)	平均樹高(m)	平均枝下高(m)	平均樹冠幅(m)	平均活冠長(m)
實測調查	15.76 ± 5.79	13.00 ± 4.05	5.34 ± 2.16	4.22 ± 1.07	7.66 ± 3.18
地面光達	14.77 ± 5.45	9.96 ± 3.75	5.40 ± 2.20	3.29 ± 0.95	4.56 ± 3.00
空載光達	無	12.63 ± 4.02	5.04 ± 2.13	4.14 ± 1.05	7.29 ± 3.16
地面+空載光達	14.97 ± 5.46	12.78 ± 4.02	5.35 ± 2.20	4.23 ± 1.05	7.52 ± 3.16

再與實測調查之樹高計算相關誤差外， $MAE=0.43\text{ m}$ 、 $RMSE=0.56\text{ m}$ ，兩者間誤差小且沒有顯著差異，透過地面光達與空載光達的點雲結合能使誤差減小，與前人文獻中的研究結果相似 (祝維蔚，2019、Paris *et al.*, 2015、Giannetti *et al.*, 2018)，都是將地面光達與空中載具點雲合併後有效降低誤差，且平均樹高兩者僅相差約 0.22 m ，成功彌補地面光達對於量測樹高上的不足，並將準確性大幅提升。

以調查效率來說，外業調查時間為兩種光達掃描時間勝過於實測調查，依照前面所說，兩者調查方式皆需要視天氣狀況而定，光達掃描僅花 8 小時就可結束外業，暴露在不安定環境下的時數較少，可以有效提升獲得資料的效率；地面光達與空載光達之點雲拼接時間可同時進行，各自點雲拼接完成後還需要兩者光達點雲合併，檔案容量較大，不過可永久保存及重複檢視是使用光達系統調查最大

的特點；實測調查內業只需將外業調查獲取之數據建檔即可，光達系統的內業工作較多，需要花 80 小時的時間才可以獲得相同數據；以總時間來說，光達系統可節省 8 小時的時間來獲取數據，準確度與實測調查相差不大，使用光達系統來獲得闊葉人工林之各項性態值是相當有利的調查方式 (表 8)。

地面光達雖可獲得最多的點雲數量，在立木成像、立木位置、胸徑及枝下高時擁有較為準確的數據，但缺點在於掃描時間過久及可能因遮擋或樹木高度過高而無法準確獲得樹高；空載光達掃描時間較短，且提供樹高及枝下高的數據上相當精準，但缺點是無法精準辨別立木位置及無法量測胸徑，兩者光達系統的合併正好可將彼此的缺點補足並保有原先的優點，使在平地大葉桃花心木人工林進行調查時更加有效率，能夠以比實測調查更短的時間獲得需要之數據，且資料可重複檢視，未來希望能夠成為一種可靠的調查方式供經營規劃使用。

表 6 三種不同量測點雲方法之林分性態值誤差表

		平均胸徑(cm)	平均樹高(m)	平均枝下高(m)	平均樹冠幅(m)	平均活冠長(m)
地面 光達	MAE	1.17	3.05	0.31	1.12	3.12
	RMSE	1.54	3.10	0.38	1.18	3.28
	MAPE	10.1%	26.2%	7.7%	28.1%	62.5%
	MAPE 平均值			26.9%		
空載 光達	MAE	無	0.49	0.31	0.20	0.47
	RMSE	無	0.63	0.40	0.24	0.57
	MAPE	100%	4.6%	6.3%	5.2%	12.8%
	MAPE 平均值			25.8%		
點雲 合併	MAE	0.99	0.43	0.31	0.20	0.40
	RMSE	1.35	0.56	0.37	0.23	0.50
	MAPE	7.5%	4.1%	7.6%	5.4%	12.7%
	MAPE 平均值			7.5%		

表 7 研究區域結合點雲量測之樹高統計表

樹高(m)	株數	百分比 (%)
<5.0	258	15.58
5.1-10.0	337	20.35
10.1-15.0	1,052	63.53
15.1-20.0	9	0.54
總計	1,656	100.00

表 8 實測調查及地面及空載光達調查效率比較表

	外業調查時間	點雲拼接時間	內業時間	總時間
實測調查	96 小時	無	4 小時	100 小時
地面+空載光達	6 小時 (可同時進行)	6 小時 (可同時進行)	80 小時	92 小時

註：每公頃約 1,068 株之大葉桃花心木人工林

3.2.3 建立樹高曲線式

胸徑與樹高為單株立木測計上較重要之性態值，可探討立木之可利用木材品質，並用以計算單株立木材積，並可推估森林蓄積量、生物量與炭儲存量等 (Clutter *et al.*, 1983、Avery & Burkhart, 1994)。樹高曲線式 (height-diameter model) 為量測胸徑後推估樹高之重要方法，在森林資源調查中，如遇較陡峭之林地或因遮蔽較多時，量測樹高相較於胸徑較不容易且需花費較多時間，增加測計難度，為解決此問題，常透過胸徑及樹高之關聯性建立樹高曲線式來使獲取樹高更有效率 (林政融及顏添明, 2021、Colbert *et al.*, 2002、王亞男等, 2012)。

使用 A 地共計 1,656 株立木之胸徑及樹高建立之多項迴歸式如下，該式之 $R^2=0.77$ ，即代表該式與胸徑及樹高具有高度相關性。

$$H = -0.0369D^2 + 1.6492D - 2.5349 \dots\dots (11)$$

式中，H=樹高(m)、D=胸徑(cm)。

B 地實測調查共計 337 株立木，平均樹高為 13.39 ± 3.83 m；將樹高曲線式帶入使用地面光達量測之胸徑值後，預測 B 地之平均樹高為 13.48 ± 2.98 m，MAE=2.00 m、RMSE=2.70 m，預測值與實際值並無顯著差異且可有效預測，此結果也與相關研究相同 (王亞男等, 2012、林政融及顏添明, 2021、顏竹均等, 2023、Bronisz & Zasada, 2020)。本研究建立之樹高曲線式可用於推估與本研究區域相同林況之樹高，僅量測胸徑值後帶入此式即可獲取具一定預測能力之樹高值，亦可彌補地面光達量測樹高上之不足。

3.2.4 建立地方材積式

單位面積內各單株立木之材積合計，即為林分材積或林分蓄積量，森林植群長年發展後自然達到極盛相 (Climax Vegetation)，其材積達最高量時會呈現穩定平衡之狀態，此時，林分內之林木將不再生長或生長緩慢，時常利用疏伐及擇伐等作業以緩和林木競爭，增加最終之收穫量 (陳朝圳及陳建璋, 2015)。欲曉單株立木之材積量，必定得將其伐下後

以各式求積法計算，但計算的同時，林木即會死亡，如立木尚未到達輪伐期就將其伐下，並無法使木材收穫量最大化，故歷年研究經常使用材積式估算蓄積量，透過量測胸徑及樹高估算材積，以了解目前林分內各立木木材之生長狀況，而光達可利用非破壞性調查之方式，建立材積式。

本研究於 A 地挑選總株數 5%之單株立木，以各徑級進行分級，使用結合點雲進行區分求積法後進行迴歸分析，建立地方材積式，並將此材積式帶入 B 地後，探討與歷年大葉桃花心木材積量相關研究之差異。

A 地總株數為 1,656 株，其中胸徑 0.1-9.9 cm 共 327 株，約佔總株數 20%，取樣 16 株；胸徑 10.0-19.9 cm 共 1,028 株，約佔總株數 60%，取樣 52 株；胸徑 20.0-29.9 cm 共 301 株，約佔總株數 20%，取樣 15 株，總計挑選 83 株單株立木進行區分求積法，於每株立木 1.3 m、2 m、3 m 處向上量測直徑，直到無法量測為止 (圖 12)，樹冠層帶入梢端公式進行計算，材積計算結果如表 9。

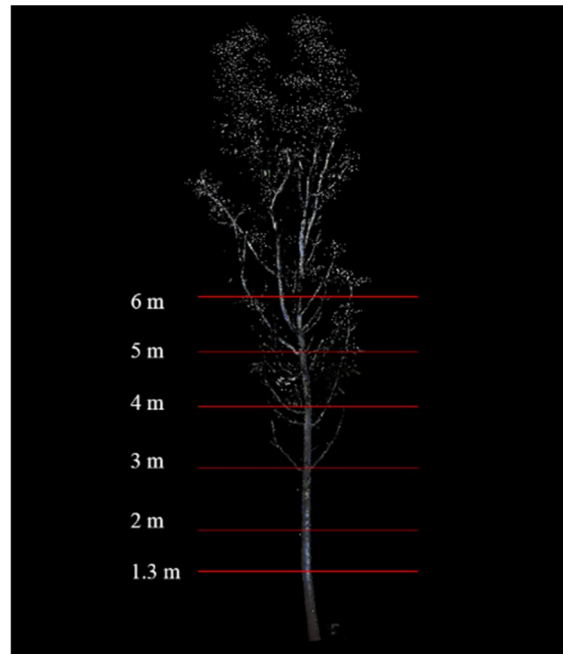


圖 12 以光達點雲資料區分求積示意圖

將區分求積法得出之材積作為應變數，胸徑及樹高作為自變數，進行迴歸分析後，得出迴歸式如下式， $R^2=0.92$ ， p 值 <0.05 ，該材積式具顯著性相關且具預測能力。

$$V = -0.09227 + 0.02D + (-0.007H) \dots \dots (12)$$

式中，V=材積(m³)、D=胸徑(cm)、H=樹高(m)。

將實測調查之胸徑及樹高帶入上述材積式計算 A 地與 B 地之蓄積量，A 地蓄積量為 140.84 m³/ha⁻¹、平均胸徑為 15.76 cm 及平均樹高為 13.00 m；B 地蓄積量為 151.21 m³/ha⁻¹、平均胸徑為 16.48 cm 及平均樹高為 13.39 m。探討往年推估大葉桃花心木蓄積量

之相關研究後發現，如表 10，馮豐隆及黃志成 (1993) 的研究結果顯示，在 12 年生、每公頃 775 株、平均胸徑 17.08 cm 及平均樹高 12.30 m 之大葉桃花心木蓄積量為 137.36 m³/ha⁻¹，本研究區域為 12 年生，建立地方材積式推估之蓄積量較高，因本研究區域之每公頃株數約 1,028 株，株數較多而導致蓄積量提高，因此，可驗證本研究建立之地方材積式可有效推估蓄積量且與各相關文獻無顯著差異。

表 9 A 地取樣 83 株立木區分求積材積表

立木編號	胸徑(cm)	樹高(m)	材積(m ³)	立木編號	胸徑(cm)	樹高(m)	材積(m ³)
451	3.57	2.04	0.00	729	15.63	14.74	0.09
1128	4.66	5.44	0.01	741	15.63	13.51	0.08
1213	4.77	5.5	0.01	520	15.64	14.88	0.12
178	4.83	4.71	0.00	591	15.64	15.21	0.11
1501	5.92	7.2	0.01	1081	15.65	13.33	0.07
905	7.08	4.01	0.01	1452	15.65	13.55	0.09
1158	7.18	4.09	0.01	111	15.67	13.45	0.08
1356	8.04	5.04	0.01	494	15.68	15.11	0.11
457	8.20	8.27	0.03	354	15.68	13.66	0.10
1263	8.41	8.17	0.02	346	15.71	14.01	0.11
1147	8.78	5.97	0.03	42	15.74	14.46	0.10
1357	8.85	3.86	0.01	953	19.33	14.63	0.16
525	8.92	12.09	0.03	960	19.33	16.98	0.19
1032	9.89	11.46	0.04	1416	19.36	15.73	0.19
1055	9.61	10.44	0.03	1572	19.38	17.29	0.15
216	9.62	9.72	0.04	286	19.39	16.47	0.18
468	11.69	12.13	0.04	1031	19.39	15.82	0.20
544	11.72	13.53	0.07	1651	19.39	13.66	0.16
1116	12.14	15.12	0.07	368	19.40	15.91	0.18
951	12.15	13.46	0.06	143	19.41	15.39	0.17
836	12.47	15.55	0.06	728	19.41	14.76	0.16
732	12.48	14.52	0.07	1074	19.96	16.11	0.22
385	12.51	15.01	0.06	1486	19.96	15.57	0.11
1351	12.51	9.57	0.06	1296	19.97	16.94	0.15
586	13.96	14.64	0.08	1576	19.97	15.56	0.16
261	13.97	14.77	0.08	1394	19.99	16.58	0.19
1272	14.00	13.45	0.06	855	23.76	15.71	0.26
304	14.03	15.15	0.09	373	23.77	15.67	0.32
391	14.04	13.86	0.08	865	23.78	16.34	0.28
1427	14.08	13.8	0.07	97	23.81	16.21	0.28
944	14.11	16.25	0.09	156	23.85	17.61	0.30
1226	14.15	14.53	0.08	1201	23.87	16.7	0.33
560	14.17	14.71	0.11	125	23.88	15.13	0.24
594	15.56	15.08	0.11	67	23.95	15.4	0.24
1258	15.57	15.37	0.11	977	23.98	15.79	0.28
356	15.60	11.75	0.09	1497	26.48	15.69	0.31
1235	15.60	14.57	0.11	1631	26.62	16.25	0.31
1307	15.60	16.28	0.12	1410	27.02	14.95	0.38
1435	15.60	13.29	0.08	759	27.07	15.98	0.34
160	15.61	13.97	0.10	123	28.92	15.26	0.48
1457	15.62	13.34	0.10	1652	28.94	16.08	0.40
1636	15.62	10.88	0.09				

3.3 透過空載光達之林分性態值推估空中材積式並驗證

先於 A 地範圍建立 30 個 25 × 20 m 的空中樣區，探討空載光達所獲得之林分性態值與實際林分蓄積量是否有顯著之相關性，透過實測調查及空載光達資料獲得之 A 地林分蓄積量及性態值來推估空中材積式，並以接近相同林況之 B 地驗證該材積式是否能成功推估。以 A 地樣區空載光達可獲取之 10 種林分性態值作為自變數 (表 11)、實測調查樣區蓄積量作為應變數來建立迴歸模型。如自變數選取不佳，則將影響迴歸模型之解釋能力優劣及材積式之準確性，故先透過逐步迴歸分析法，過濾出較為合適之林分性態值作為自變數，進而建立空中材積式，並將 B 地所獲得之林分性態值帶入空中材積式後探討其蓄積量之準確性。

將上述所萃取之各項林分性態值，進行逐步迴歸分析後，選入的自變數為株數、平均樹冠幅及平均樹高，逐步迴歸模型只選取至第三項自變數平均樹高後則不再進行迴歸模式推估，即代表後續其他之林分性態值對於推估蓄積量之迴歸式並無明顯幫助，故不再進行模型推估。

魏浚紘等 (2010) 以平均樹高作為林分高進行阿里山柳杉人工林分材積之推估；朱宗威等 (2014) 以優勢木平均樹高、次優勢木與優勢木平均樹高及最高樹高作為林分高建立空中材積式；Alonzo *et al.* (2018) 以第三四分位數樹高作為林分高推算蓄積量。表示林分高之方式甚多，本研究將最高樹高、

三株優勢木平均樹高、第三四分位數平均樹高與平均樹高進行迴歸分析後，以平均樹高作為表示林分高，即代表平均樹高最可表達本樣區之立木高度變化且與蓄積量有高相關性。

經由迴歸模型摘要可見 (表 12)，如僅使用株數作為自變數建立迴歸模型時，調整後的 $R^2=0.75$ ；使用株數及平均樹冠幅作為自變數建立迴歸模型時，調整後的 $R^2=0.85$ ；使用株數、平均樹冠幅及平均樹高作為預測變數時，調整後的 $R^2=0.90$ 。調整過的 R^2 值會嘗試更正 R^2 值的過度預估，調整後的 R^2 值可看出線性模型的精確度，數值越大則代表越為準確，而摘要表中測量調整後的 R^2 值已有相當不錯的水準，數值不斷上升也代表著該模型距離實際值的程度越好。黃睦宇等(2021) 透過四種不同林分高之表示方式以建立楓香人工林空中材積式，其最高樹高之 $R^2=0.74$ 、三株優勢木平均樹高之 $R^2=0.73$ 、第三四分位數樹高之 $R^2=0.72$ 及平均樹高之 $R^2=0.74$ ，印證本研究之空中材積式精確度佳且具高相關性。

雙因子變異數分析 (Two way ANOVA) 中，F 值=84.57、顯著性 p 值<0.05，證明使用這三項自變數建立該迴歸模型是具有顯著性相關且具有預測能力。建立可靠的線性迴歸式時還有一個要點，殘差間不得存在自相關，經由 Durbin-Waston 檢定後得出該值為 1.55，在 Durbin-Watson Table 中 $n=30$ 、 $k=4$ 的 $d_L=0.94$ 、 $d_U=1.51$ ，本研究獲得之 Durbin-Waston 值 $1.55 > d_U$ ，則代表殘差間各自獨立，此迴歸式具有良好的解釋能力。

表 10 大葉桃花心木蓄積量文獻整理表

文獻	林齡	每公頃株數	平均胸徑(cm)	平均樹高(m)	每公頃蓄積量(m^3/ha^{-1})
(陳忠義等，2015)	6	1,111	5.65	5.05	11.72
(馮豐隆及黃志成，1993)	7	815	8.66	8.61	18.96
(林金樹等，2012)	7	1,796	9.48	8.93	69.66
(陳忠義等，2015)	7	1,070	7.07	6.00	18.33
(蔡馨儀，2012)	8	957	12.07	10.24	51.52
(蔡馨儀，2012)	9	957	13.62	11.57	98.60
(馮豐隆及黃志成，1993)	10	811	14.79	11.48	90.96
(馮豐隆及黃志成，1993)	12	775	17.08	12.30	137.36
(馮豐隆及黃志成，1993)	14	636	17.94	12.78	135.53
(馮豐隆及張鈞媛，2007)	29	654	24.21	15.12	235.98
(顏添明等，2020)	44	653	32.06	15.70	425.70
(顏添明等，2020)	45	653	32.72	未調查	436.90

表 11 空載光達所萃取之林分性態值

樣區編號	株數	最高樹高 (m)	三株優勢木平均樹高 (m)	第三四分位數樹高 (m)	平均樹高 (m)	平均活冠長 (m)	平均樹冠幅 (m)	平均枝下高 (m)	平均樹冠面積 (m ²)	平均樹冠體積 (m ³)
1	42	16.19	16.03	14.35	12.05	6.85	4.37	4.94	8.51	51.13
2	24	17.37	16.65	15.05	13.05	8.02	4.37	4.77	9.07	57.67
3	57	16.26	16.11	15.02	12.12	7.02	4.06	4.86	10.94	65.16
4	63	18.09	17.34	15.63	12.97	7.66	4.07	4.97	8.54	51.34
5	34	17.32	17.22	15.39	13.28	7.96	4.30	5.00	8.63	47.00
6	59	16.97	16.67	15.59	13.20	7.67	4.19	5.20	8.65	54.33
7	67	16.99	16.44	15.10	12.06	6.83	3.84	4.89	11.67	75.80
8	67	18.81	17.91	15.91	13.04	6.93	3.93	5.78	11.04	75.67
9	78	18.05	17.41	15.83	12.03	6.49	3.60	5.27	10.70	82.57
10	33	16.01	15.79	15.10	13.40	8.14	4.35	4.92	8.69	49.34
11	57	17.64	17.34	15.28	12.38	7.22	3.95	4.71	9.92	58.02
12	60	17.91	17.71	16.76	13.14	7.16	4.06	5.69	9.70	69.21
13	59	19.03	18.25	15.78	13.26	7.17	3.96	5.80	10.61	74.28
14	56	19.20	17.84	15.40	11.85	6.58	4.01	4.94	9.17	63.05
15	60	16.72	16.40	15.19	13.05	7.91	4.16	4.81	11.65	71.60
16	68	18.07	17.49	15.84	12.58	6.99	3.83	5.28	10.13	66.25
17	60	17.49	16.99	15.49	12.81	7.04	3.88	5.47	10.57	65.49
18	61	17.02	16.95	15.57	12.53	7.01	4.03	5.25	10.20	67.38
19	50	17.62	16.84	15.57	12.63	7.51	4.47	4.80	11.87	81.91
20	21	16.44	16.27	15.48	14.36	9.02	5.04	4.99	9.28	53.94
21	52	17.08	16.91	15.29	12.50	7.82	4.23	4.33	11.22	73.55
22	71	17.11	16.94	15.65	12.48	7.12	3.75	5.03	12.17	83.44
23	58	17.02	16.97	15.78	12.36	7.07	4.08	4.97	9.24	56.13
24	57	17.92	17.28	15.89	12.75	7.35	4.29	5.09	9.46	62.39
25	15	16.92	16.51	15.08	10.67	6.23	5.35	4.22	8.60	48.08
26	46	16.39	16.35	15.31	12.71	7.89	4.49	4.50	8.16	49.34
27	47	17.81	17.49	15.97	12.75	7.73	4.38	4.80	12.81	93.99
28	56	16.38	16.17	15.61	12.46	7.43	4.16	4.72	10.13	76.30
29	38	17.87	16.35	14.74	11.27	6.25	4.51	4.71	9.74	58.35
30	66	17.26	17.02	15.28	13.35	8.50	4.87	4.56	8.91	58.83

表 12 逐步迴歸式雙因子變異數分析及 Durbin-Watson 檢定表

迴歸式	選入自變數	調整後的R ²	Anova-F	顯著性	Durbin-Watson檢定
1	株數	0.75	87.96	0.00	
2	株數、平均樹冠幅	0.85	85.57	0.00	
3	株數、平均樹冠幅、平均樹高	0.90	84.57	0.00	1.55

從表 13 可知，標準化係數 B 值皆大於 0，可從該值的大小了解各項自變數在迴歸模型中的重要程度；非標準化係數與標準化係數的 T 值皆大於 0 且顯著性 p 值小於 0.05，代表這三項林分性態值對於推估蓄積量有著顯著的影響，且對該迴歸模型有一定程度的解釋能力；當 2 個或 2 個以上的自變數彼此具有相關性時，則具有共線性，共線性會使迴歸模型中存在著重複的自變數，提高某一自變數的解釋力與預測力，使得理論的建構不正確。判定共線性強弱時，會使用變異數膨脹因素值 (Variance Inflation Factor, VIF) 來判定，三種逐步迴歸模型共線性 VIF 值最高為 2.55，Cohen *et al.* (2003) 認為當

VIF 值大於 10 為嚴重共線性，本研究得出之 VIF 值不大於 10，因此判定各項自變數間的共線性問題不大，迴歸模型能有效的預測蓄積量。

迴歸線性模型中，殘差應會依照真實的迴歸線隨機波動，假設迴歸模型有效且合理，那殘差便會有變異數同質性、趨近於常態分佈以及各自獨立的三種特性，上述提到的 Durbin-Watson 值大於 d_U ，代表殘差間各自擁有獨立性，經由殘差散佈圖也可發現，各項標準化殘差隨機分佈在 0 的中心線周圍並沒有明顯的規律在，看起來像是以 0 為中心而各自獨立的一群點，殘差直方圖也趨近於常態分佈

(圖 13)，代表模型中變異數同質性，故印證建立迴歸模型中殘差之特性，該迴歸線性模型假說成立。

經由上述逐步迴歸分析後所得出之空中材積式如下：

$$V = -22.86598 + 0.18352 \times N + 0.66025 \times H + 2.99902 \times CW \dots (13)$$

式中，V=林分蓄積量(m³)、N=株數、H=平均樹高(m)、CW=平均樹冠幅(m)。

A 地林分密度為每公頃約 1,068 株，B 地林分密度為每公頃約 988 株，在與 A 地擁有近相同林況之 B 地中建立 6 個 25 x 20 m 之空中樣區，並以空載光達資料獲取其林分性態值後，將獲取出的株數、平均樹高、平均樹冠幅帶入空中材積式，並探討其準確性及誤差。株數為迴歸式中最為重要的自變數，以軟體自動化判釋後，株數判釋正確率為

98.5%，其獲取株數時誤差主要來自於分岔立木，軟體會將分岔立木之樹冠視為兩株獨立立木，進而產生計算上之誤差 (表 14)。

帶入推估之空中材積式後 (圖 14)，經迴歸式預測之林分蓄積量為 182.93 m³/ha⁻¹，而透過實測調查量測胸徑樹高計算材積之林分蓄積量為 176.76 m³/ha⁻¹，其 MAE=0.71 m³、RMSE=0.79 m³，預測值與實際值差異甚小，其誤差也在可容許範圍，並無顯著差異，以此印證該式可作為 12 年生、每公頃株數約 1,028 株及平均樹高約 13 m 之平地大葉桃花心木人工林空中材積式做使用，未來如有相同林況之林型，即可使用空載光達萃取該林分之株數、樹冠幅及平均樹高後，帶入上述之空中材積式，快速並準確的預測該林分之蓄積量，以利後續經營及收穫等作業。

表 13 空中材積式自變數相關性及共差比較表

迴歸式	選入自變數	平均值	標準差	標準化係數 β 值	T 值	顯著性	共線性允差	共線性 VIF 值
1	株數(株)	52.73	15.22	0.87	9.38	0.00	1.00	1.00
2	株數(株)	52.73	15.22	1.27	11.24	0.00	0.39	2.54
	平均樹冠幅(m)	12.64	0.70	0.52	4.57	0.00	0.39	2.54
3	株數(株)	52.73	15.22	1.27	13.28	0.00	0.39	2.55
	平均樹冠幅(m)	12.64	0.70	0.51	5.36	0.00	0.39	2.54
	平均樹高(m)	4.22	0.38	0.21	3.48	0.00	1.00	1.00

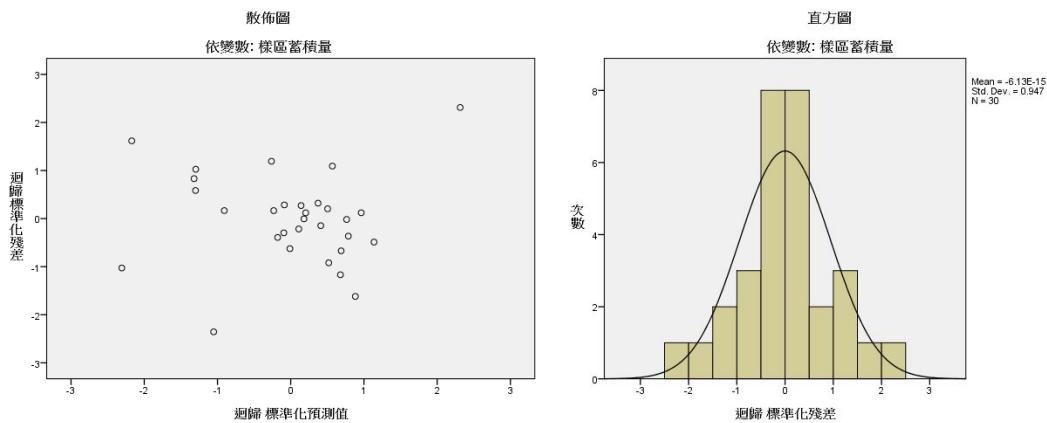


圖 13 殘差散佈及直方圖

表 14 B 地樣區空載光達萃取之林分性態值

樣區編號	實際株數	軟體判釋株數	平均樹高(m)	平均樹冠幅(m)
1	51	53	13.55±3.20	4.49±1.02
2	63	64	13.64±3.53	4.49±1.04
3	51	53	12.71±5.02	4.07±1.41
4	52	52	14.23±3.77	4.27±0.97
5	45	45	12.16±3.65	4.79±2.27
6	54	54	13.84±1.41	4.66±3.37

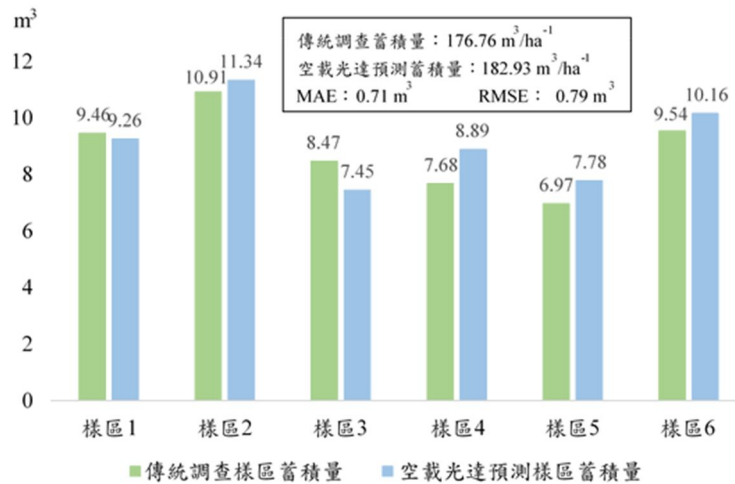


圖 14 B 地樣區預測蓄積量與真值比較圖

4. 結論

透過實測調查、地面光達及空載光達於 A 地獲取林分性態值，研究結果顯示地面光達對於量測胸徑、枝下高及樹冠幅相當準確；空載光達對於量測樹高、枝下高、樹冠幅及活冠長相當準確。地面光達對於樹高、樹冠幅及活冠長量測不準確因素來自於掃描範圍的限制或因遮擋而無法有效正確掃描至樹冠，而造成測量不準確而產生低估誤差。空載光達雖在獲取性態值上表現較佳，但因樹冠遮擋而無法獲取立木位置，需透過先行建立立木位置點位來劃分樹冠，才能獲取正確之性態值，另一隱憂則是立木樹幹處無法產生點雲，而導致無法量測胸徑。

兩種光達在使用上各有利弊，將兩者光達點雲合併，亦可達到相輔相成、互相抵銷彼此缺點之效果，透過軟體進行空間對位後，成功將點雲合併，五項林分性態值之平均絕對百分比誤差僅 7.47%，比兩種光達單獨使用的 26.92% 及 25.77% 下降許多，彌補地面光達對於獲取樹高及空載光達獲取胸徑及立木位置的不足，同時也提升調查效率，獲取林分性態值比實測調查節省 8 小時。並藉由完整之立木點雲資料成功建立樹高曲線式及地方材積式，為後續推估樹高及蓄積量打下良好基礎，也更容易了解林分生長狀況。

使用空載光達建立空中材積迴歸並推估林分蓄積量，透過逐步迴歸分析後，選入株數、平均樹

冠幅及平均樹高作為自變數，實測調查蓄積量作為應變數，得出迴歸式，並將其式帶入 B 地，預測之林分蓄積量為 $182.93 \text{ m}^3/\text{ha}^{-1}$ ，實測調查之林分蓄積量為 $176.76 \text{ m}^3/\text{ha}^{-1}$ ，其 $\text{MAE}=0.71 \text{ m}^3$ 、 $\text{RMSE}=0.79 \text{ m}^3$ ，印證此式可應用在相同林況之森林推估蓄積量。

因應不同調查目的及樣區現況選擇合適之光達系統，結合地面及空載光達點雲可有效提高調查林分性態值之效率及準確性，單獨使用空載光達可建立空中材積式推估林分蓄積量，本研究盼能為平地大葉桃花心木人工林增添高效率且準確之調查方法。

參考文獻

- 王亞男、石哲宇、顏添明、李隆恩，2012。溪頭地區紅檜人工林樹高曲線式及樹高生長模式建立之研究，國立臺灣大學生物資源暨農學院實驗林研究報告，26(2)：93-102，DOI：10.6542/EFNTU.201206_26(2).0001。 [Wang, Y.N, Shih, C.Y., Yen, T.M., and Li, L.E., 2012. Study of height-diameter equations and tree height growth equations for Taiwan red cypress ("*Chamaecyparis formosensis*") plantations in Xitou area, Journal of the Experimental Forest of National Taiwan University, 26(2): 93-102, DOI: 10.6542/EFNTU.201206_26(2).0001. (in Chinese)]

- 朱宗威、陳建璋、陳朝圳，2014。無人空中載具數位影像應用於林分蓄積量之推估，國立臺灣大學生物資源暨農學院實驗林研究報告，28(1)：45-54，DOI：10.6542/EFNTU.201403_28(1).0004。[Chu, T.W., Chen, J.C., and Chen, C.T., 2014. Estimating stand stocks by unmanned aerial vehicle image, *Journal of the Experimental Forest of National Taiwan University*, 28(1): 45-54, DOI: 10.6542/EFNTU.201403_28(1).0004. (in Chinese)]
- 林金樹、鄭景鵬、王亞男、馬曉恩、劉哲璋，2012。九鬮農場大葉桃花心木、印度紫檀及小葉南洋杉人工林的林分初期生長特性，中華林學季刊，45(2)：151-167，DOI：10.30064/QJCF.201206.0002。[Lin, C.S., Chang, C.P., Wang, Y.N., Ma, S.E., and Liu, C.W., 2012. Early Stand Growth of *Swietenia*, *Pterocarpus* and *Araucaria* Plantations on Jiujiu Farm Forest, *Quarterly Journal of Chinese Forestry*, 45(2): 151-167, DOI: 10.30064/QJCF.201206.0002. (in Chinese)]
- 林政融、顏添明，2021。應用不同結構樹高曲線式模擬臺灣杉人工林之效果評估，臺灣林業科學，36(2)：111-125。[Lin, Z.R., and Yen, T.M., 2021. Assessing prediction effects among height-diameter models with varied structures for a *Taiwania (Taiwania cryptomerioides)* Hayata plantation, *Taiwan Journal of Forest Science*, 36(2): 111-125. (in Chinese)]
- 行政院農業委員會林務局，2016。第四次森林資源調查報告，行政院農業委員會林務局，78 頁。[Forestry Bureau, Council of Agriculture, Executive Yuan, 2016., *The Fourth Time of State-owned Forest Working Circle Revision Investigations*. (in Chinese)]
- 祝維蔚，2019。應用手持式雷射掃瞄儀與無人飛行載具於森林樣區測計，國立屏東科技大學森林系碩士論文，DOI：10.6346/NPUST201900236。[Chuk, W.W., 2019. Integration of hand-held mobile laser scanner and unmanned aerial vehicle to measure trees based on plot-scale data, Master Thesis, National Pingtung University of Science and Technology, Taiwan, ROC, DOI: 10.6346/NPUST201900236. (in Chinese)]
- 郭鎮維、徐廣達、蘇美婷，2022。應用光載光達於公共工程規劃之大面積樹木調查，中興工程，155：57-67。[Kuo, C.W., Hsu, K.T., and Su, M.T., 2019. Ying yung guang tzai guang da yu gung gung cheng guei hua jr da mian ji shu mu tiau, *Sinotech Engineering*, 155: 57-67. (in Chinese)]
- 陳忠義、余瑞珠、王亞男，2015。屏東萬隆農場大葉桃花心木之生長及 CO₂ 吸存量，中華林學季刊，48(4)：331-342。[Chen, C.I., Yu, J.C., and Wang, Y.N., 2015. Growth and CO₂ sequestration of *Swietenia macrophylla* in the wan-long farm, Pingtung, *Quarterly Journal of Chinese Forestry*, 48(4): 331-342. (in Chinese)]
- 陳朝圳、陳建璋，2015。森林經營學，正中書局股份有限公司，417 頁。[Chen, C.T., and Chen, J.C., 2015. *Forest Management*, Cheng Chung Book Co., Ltd. (in Chinese)]
- 彭炳勳、謝依達、陳朝圳，2008。空載光達雷射穿透率指數與柳杉林葉面積指數之關係探討，臺灣林業科學，23(Supplement)：S63-73，DOI：10.7075/TJFS.200810.0006。[Peng, B.S., Hsieh, Y.T., and Chen, C.T., 2008. Relationship between the airborne laser penetration index and leaf area index by LiDAR data analysis of a Sugi Plantation, *Taiwan Journal of Forest Science*, 23(Supplement): S63-73, DOI: 10.7075/TJFS.200810.0006. (in Chinese)]
- 馮豐隆、張鈞媛，2007。桃花心木永續經營管理-以新化林場為例，行政院農業委員會林務局，<https://ir.lib.nchu.edu.tw/handle/11455/57292?mode=simple>，引用 2023/5/15。[Feng, F.L., and Chang, J.Y., 2007. Sustainable Management of

- Mahogany- An Example of Hsin-Hwa Experimental Forest Station, Forestry Bureau, Council of Agriculture, Executive Yuan, Available at: <https://ir.lib.nchu.edu.tw/handle/11455/57292?mode=simple>, Accessed May 15, 2023. (in Chinese)]
- 馮豐隆、張愷玲、張鈞媛，2010。大葉桃花心的生物、生態與利用，*生物科學*，52(2)：15-24，DOI：10.29981/CB.201012.0002。[Feng, F.L., Chang, K.L., and Chang, J.Y., 2010. Biology, ecology and usage of big-leaf mahogany, *Chinese Bioscience*, 52(2):15-24, DOI: 10.29981/CB.201012.0002. (in Chinese)]
- 馮豐隆、黃志成，1993。新化林場大葉桃花心木生長收穫之探討，*國立中興大學實驗林研究報告*，15(1)：121-141。[Feng, F.L., and Huang, C.C., 1993. Studies on growth and yield of *Swietenia macrophylla* in Hsin Hua forest station, *Bulletin of Experimental Forest And Department of Forestry College of Agriculture National Chung Hsing University*, 15(1):121-141. (in Chinese)]
- 黃睦宇、魏浚紘、黃上權、彭炳勳、陳朝圳、陳建璋，2021。應用無人飛行載具影像密匹配點雲建立花蓮大農大富平地森林園區楓香人工林蓄積量推估模式，*林業研究季刊*，43(2)：53-64。[Huang, M.Y., Wei, C.H., Huang, S.C., Peng, B.S., Chen, C.T., and Chen, J.C., 2021. Using unmanned aerial vehicle (UAV) image dense matched point clouds data to estimate the stand volume equation of *Liquidambar formosana* plantation in Danongdafu forest park in Hualien county, *Quarterly Journal of Forest Research*, 43(2):53-64. (in Chinese)]
- 楊榮啟、林文亮，2003。森林測計學，國立編譯館，309 頁。[Yang, Y.C., and Lin, W.L., 2003. *Forest Measurement*, National Institute for Translation and Compilation. (in Chinese)]
- 劉宣城、林銘輝、曲俊麒，1981。台灣大葉桃花心木造林木之生長與木材性質之研究，*林業試驗所試驗報告*第 351 號，38 頁。[Liu, S.C., Lin, M.H., and Chu, C.C., 1981. Growth and wood properties of planted Honduras mahogany (*Swietenia macrophylla* King) in Taiwan, *Taiwan Forestry Research Institute BULLETIN* No.351. (in Chinese)]
- 蔡馨儀，2012。以地面光達資料重建大葉桃花心木三維模型，*國立屏東科技大學碩士學位論文*，DOI：10.6346/NPUST.2012.00183。[Tsai, H.Y., 2012. Using ground-based LiDAR data to reconstruct the three dimensional model of *Swietenia macrophylla* King, Master Thesis, National Pingtung University of Science and Technology, Taiwan, ROC, DOI: 10.6346/NPUST.2012.00183. (in Chinese)]
- 蕭子淳、陳建璋、陳朝圳、魏浚紘，2020。地面雷射掃描系統於小樣區之立木測計，*航測及航遙測學刊*，25(3)：129-148，DOI：10.6574/JPRS.202009_25(3).0001。[Shiao, T.C., Chen, J.C., Chen, C.T., and Wei, C.H., 2020. Terrestrial laser scanning systems for measuring tree based on small plot data, *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 25(3): 129-148, DOI: 10.6574/JPRS.202009_25(3).0001. (in Chinese)]
- 謝漢欽、李隆恩、王韻皓、黃俊元，2022。地面光達掃描技術於森林測計的應用，*林業研究專訊*，29(2)：1-5。[Hsieh, H.C., Li, L.E., Wang, Y.H., and Huang, J.Y., 2022. Di mian guang da sau miao ji shu yu sen lin tse ji de ying yung, *Forestry Research Newsletter*, 29(2): 1-5. (in Chinese)]
- 鍾智昕、林謙佑、林振榮，2013。臺灣南部大葉桃花心木徑向生長量季節性差異之研究，*中華林學季刊*，46(1)：15-26。[Chung, C.H., Lin, Q.Y., and Lin, C.J., 2013. Radial growth increment of mahogany growing in southern Taiwan, *Quarterly Journal of Chinese Forestry*, 46(1): 15-26. (in Chinese)]
- 顏竹均、林政融、林志銓、顏添明，2023。惠蓀林場香杉人工林樹高曲線式、材積式及地上部生

- 物量模式之建立及應用於林分碳貯存量之推估，林業研究季刊，45(1)：35-50。[Yen, C.C., Lin, Z.R., Lin, C.C., and Yen, T.M., 2023. Development of tree height, volume and aboveground biomass equations to predict carbon storage for a Konishi fir (*Cunninghamia konishii*) plantation in Huisun Experimental Forest Station, Quarterly Journal of Forest Research, 45(1):35-50. (in Chinese)]
- 顏添明、林政融、謝傳凱，2020。新化林場大葉桃花心木人工林直徑分布量化及碳吸存能力評估，林業研究季刊，42(3)：137-246。[Yen, T.M., Lin, Z.R., and Hsieh, F.K., 2020. Quantifying diameter distribution and assessing carbon storage capacity of a mahogany (*Swietenia macrophylla*) plantation in Hsinhua Forest Station, Quarterly Journal of Forest Research, 42(3):137-246. (in Chinese)]
- 魏浚紘、吳守從、彭炳勳、陳朝圳，2010。應用空載光達建立阿里山地區柳杉人工林之林分材積式，地理學報，59：67-80，DOI：10.6161/jgs.2010.59.04。[Wei, C.H., Wu, S.T., Peng, B.S., and Chen, C.T., 2010. Using airborne LiDAR data to establish the stand volume equation of *Cryptomeria japonica* in Alishan Area, Journal of Geographical Science, 59: 67-80, DOI: 10.6161/jgs.2010.59.04. (in Chinese)]
- Alonzo, M., Andersen, H.E., Morton, D.C., and Cook, B.D., 2018. Quantifying boreal forest structure and composition using UAV structure from motion, Forests, 9(3): 119, DOI: 10.3390/f9030119.
- Avery, T.E., and Burkhart, H.E., 1994. Forest Measurements, 4th ed., New York: McGraw-Hill, p.408.
- Barrett, F., McRoberts, R.E., Tomppo, E., Cienciala, E., and Waser, L.T., 2016. A questionnaire-based review of the operational use of remotely sensed data by national forest inventories, Remote Sensing of Environment, 174: 279-289, DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.029.
- Bauwens, S., Bartholomeus, H., Calders, K., and Lejeune, P., 2016. Forest inventory with terrestrial LiDAR: A comparison of static and hand-held mobile laser scanning, Forests, 7(6): 127, DOI: 10.3390/f7060127.
- Brede, Benjamin., Lau, A., Bartholomeus, H.M., and Kooistra, L., 2017. Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR derived canopy Height and DBH with terrestrial LiDAR, Sensors, 17(10): 2371, DOI: 10.3390/s17102371.
- Bronisz, K., and Zasada, M., 2020. Taper models for black locust in west Poland, Silva Fennica, 54(5): 10351, DOI: 10.14214/sf.10351.
- Cabo, C., Pozo, S.D., Rodríguez-González, P., Ordóñez, C., and González-Aguilera, D., 2018. Comparing terrestrial laser scanning (TLS) and wearable laser scanning (WLS) for individual tree modeling at plot level, Remote Sensing, 10(4): 540, DOI: 10.3390/rs10040540.
- Clutter, J.L., Fortson, J.C., Pienaar, L.V., Brister, G.H., and Bailey, R.L., 1983. Timber Management: A Quantitative Approach, New York, NY: John Wiley, p.333.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S.G., and Aiken, L.S., 2003. Applied Multiple Regression/ Correlation Analysis for the Behavioral Sciences (3rd ed.), Lawrence Erlbaum Associates: Mahwah, NJ, USA, p.736.
- Colbert, K.C., Larsen, D.R., and Lootens, J.R., 2002. Height-diameter equations for thirteen midwestern bottomland hardwood species, Northern Journal of Applied Forestry, 19(4): 171-176, DOI: 10.1093/njaf/19.4.171.
- Edson, C., and Wing, M.G., 2011. Airborne light detection and ranging (LiDAR) for individual tree stem location, height, and biomass measurements. Remote Sensing, 3(11): 2494-2528, DOI:

- 10.3390/rs3112494.
- Giannetti, F., Puletti, N., Quatrini, V., Travaglini, D., Bottalico, F., Corona, P., and Chirici, G., 2018. Integrating terrestrial and airborne laser scanning for the assessment of single tree attributes in Mediterranean forest stands, *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 795-807, DOI: 10.1080/22797254.2018.1482733.
- Jurjević, L., Liang, X., Gašparović, M., and Balenović, I., 2020. Is field-measured tree height as reliable as believed – Part II, A comparison study of tree height estimates from conventional field measurement and low-cost close-range remote sensing in a deciduous forest, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 169: 227-241, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.09.014.
- Kankare, V., Holopainen, M., Vastaranta, M., Puttonen, E., Yu, X., Hyypä, J., Vaaja, M., Hyypä, H., and Alho, P., 2013. Individual tree biomass estimation using terrestrial laser scanning, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 75: 64-75, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.10.003.
- Krooks, A., Kaasalainen, S., Kankare, V., Joensuu, M., Raunonen, P., and Kaasalainen, M., 2014. Predicting tree structure from tree height using terrestrial laser scanning and quantitative structure models, *Silva Fennica*, 48: 1–11., DOI: 10.14214/sf.1125.
- Liang, X., and Hyypä, J., 2013. Automatic stem mapping by merging several terrestrial laser scans at the feature and decision levels, *Sensors*, 13: 1614–1634, DOI: 10.3390/s130201614.
- Maas, H.-G., Bienert, A., Scheller, S., and Keane, E., 2008. Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data, *International Journal of Remote Sensing*, 29: 1579–1593, DOI: 10.1080/01431160701736406.
- Moorthy, I., Miller, J.R., Berni, J.A.J., Zarco-Tejada, P., Hu, B., and Chen, J., 2010. Field characterization of olive (*Olea europaea* L.) tree crown architecture using terrestrial laser scanning data, *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(2):204-214, DOI: 10.1016/j.agrformet.2010.10.005.
- Paris, C., Kelbe, D., Van Aardt, J., and Bruzzone, L., 2015. A precise estimation of the 3D structure of the forest based on the fusion of airborne and terrestrial LiDAR data, in proceedings of the Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy, pp.49–52, DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7325694.
- Picos, J., Bastos, G., Miguez, D., Alonso, L., and Armesto, J., 2020. Individual tree detection in a eucalyptus plantation using unmanned aerial vehicle (UAV)-LiDAR, *Remote Sensing*, 12(5): 885, DOI: 10.3390/rs12050885.
- Polo, J.R.R., Sanz, R., Llorens, J., Arno'a, J., Escolà, A., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Camp, F., Gràcia, F., Solanelles, F., Pallejà, T., Val, L., Planas, S., Gil, E., and Palacín, J., 2009. A tractor -mounted scanning LIDAR for the non-destructive measurement of vegetative volume and surface area of tree-row plantations: a comparison with conventional destructive measurements, *Biosystems Engineering*, 102(2): 128-134, DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2008.10.009.
- Ryding, J., Williams, E., Smith, M.J., and Eichhorn, M.P., 2015. Assessing handheld mobile laser scanners for forest surveys, *Remote Sensing*, 7: 1095-1111, DOI: 10.3390/rs70101095.
- Stăncioiu, P.T., Șerbescu, A.A., and Duteă, I., 2021. Live crown ratio as an indicator for tree vigor and stability of turkey oak (*Quercus cerris* L.): A case study, *Forests*, 12(12): 1763, DOI: 10.3390/f12121763.
- Webster, C., Westoby, M., Rutter, N., and Jonas, T., 2018. Three-dimensional thermal characterization of forest canopies using UAV photogrammetry,

- Remote Sensing of Environment, 209: 835-847, DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.033.
- Whiteside, T.G., and Bartolo, R.E., 2018. A robust object-based woody cover extraction technique for monitoring mine site revegetation at scale in the monsoonal tropics using multispectral RPAS imagery from different sensors, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 73: 300-312, DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.003.
- Xu, Dandan., Wang, H., Xu, W., Luan, Z., and Xu, X., 2021. LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: Opportunities, challenges and future perspectives, Forests, 12(5): 550, DOI: 10.3390/f12050550.
- Xu, F., Gao, Z., Jiang, X., Shang, W., Ning, J., Song, D., and Jinquan, A., 2018. A UAV and S2A data-based estimation of the initial biomass of green algae in the South Yellow Sea, Marine Pollution Bulletin, 128: 408-414, DOI: 10.1016/j.marpolbul.2018.01.061.
- Yin, D., and Wang, L., 2019. Individual mangrove tree measurement using UAV-based LiDAR data: Possibilities and challenges, Remote Sensing of Environment, 223: 34-49, DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.034.

Integrating Terrestrial and Airborne Laser Scanning to Estimate Stand Volume of *Swietenia macrophylla* King Plantations

Chen-Yi Liu ¹ Jan-Chang Chen ² Chun-Hung Wei ^{3*}

Abstract

The study area is located in the flat artificial forest of *Swietenia macrophylla* King in Guken Township, Yunlin County. TLS and ALS were used to estimate the stand structure and evaluate their efficiency and accuracy. Height-diameter equations and local volume equations for this tree species were established, and the ALS was used to estimate the volume. The results showed that the point cloud can compensate for the limitations of TLS in obtaining tree height and ALS in obtaining diameter at breast height and tree position. The efficiency of data acquisition was also improved by combining the point cloud, and height-diameter equations and local volume equations were established using the point cloud. Using ALS alone can also establish the airborne volume equation. Choosing the appropriate LiDAR system according to different survey purposes and site conditions, and combining TLS and ALS point clouds can effectively improve the efficiency and accuracy of surveying stand structure.

Keywords: Airborne Laser Scanning, Forest Resource Inventory, Remote Sensing, Stand Stock, Terrestrial Laser Scanning

¹ Engineer, CH Biotech R&D Co., Ltd

² Professor, Department of Forestry, National Pingtung University of Science and Technology

³ Assistant Professor, Department of Forestry, National Pingtung University of Science and Technology

* Corresponding Author, Tel: 886-8-7703202 ext.7147, E-mail: aw711212@gmail.com

Received Date: Sep. 22, 2023

Revised Date: Oct. 29, 2023

Accepted Date: May.22, 2024

考量距離與空氣污染暴露之國小學童通勤路徑規劃

何吉庭¹ 翁佩詒² 吳治達^{3,4,5*}

摘要

全球約 99%的人口居住地空氣污染高於世界衛生組織標準，而學童因免疫系統尚未成熟，對污染更為敏感。本研究以 2022 年招募之臺南市 62 名學童為對象，污染物資料為前人已發表於期刊的 PM_{2.5} 濃度推估，成果具有 94% 的高度解釋力。通勤路徑規劃中，最低 PM_{2.5} 暴露路徑平均可減少 6.84% 的 PM_{2.5} 暴露，與 6.13% 的通勤距離。將學童依通勤方式分類，機車接送為大宗 (37 位)，其次為汽車接送 (23 位)、走路 (2 位)，其中走路通勤平均距離雖較近，但暴露於室外的時間較機車長；而機車通勤則更容易接觸到汽機車廢氣，上述皆會導致潛在空氣污染暴露提高，需給予適當的路徑建議改善。

關鍵詞：空氣污染、學童、通勤路徑規劃、潛在空氣污染暴露、路徑建議

1. 前言

空氣污染是一個全球性的問題，特別是在都市地區，它不僅存在已久，而且日益嚴重，根據世界衛生組織和多項研究的指出，暴露在空氣中的有害污染物無論是短期或長期皆可能提高呼吸道或心血管問題之發病風險 (Landrigan *et al.*, 2019、WHO, 2024)。所有受空氣污染暴露影響的人們中，學童是我們尤為關注的對象，由於他們的免疫系統尚未完全發育，在抵抗外界污染物的能力相比成年人更為脆弱 (Perera, 2017、Salvi, 2007)，這引起了人們對於學童在空氣污染暴露下健康影響程度的關注。

此外我們也注意到，儘管通勤時間只佔一天中的一小部分，但它卻是一天中潛在的空氣污染暴露高峰時段，如前文所述，學童是抵禦外界空氣污染之下的脆弱族群，針對行政院環境部統計，通勤時間的 PM_{2.5} 濃度高於非通勤時段，且對於就學的學童，通勤也是主要接觸室外空氣污染的時段，這不但佔了一天當中很大的比例，也遠高於學童待在家中與學校所累積的暴露 (行政院環境部, 2024b)。

隨著大眾健康及環保意識的提高，人們面對空氣污染優先思考的是如何從日常減低空氣污染，而透過搭乘交通運輸工具、走路、騎乘自行車等方式都可有效的達到此效果。然而，也因為這樣的通勤方式反而造成了人們在通勤的過程中暴露於多項有害污染物的風險之中。近年來，許多研究針對此一現象認為，將空氣污染因素納入路徑規劃之中為一種解決方案 (Gao *et al.*, 2022)，藉由規劃一條路線降低學童在通勤過程中的暴露，進而減少誘發呼吸道、心血管疾病的風險，不但是一項更為新穎的方式，也能針對人們的空污暴露情形做實質性的改善。

接著，以下針對過往通勤規劃的研究缺口 (Research gap) 下進行探討，包含空氣污染建模方法與路徑規劃成果兩部分。首先是空氣污染建模方法，大多數研究使用了克利金內插 (Kriging)、大氣擴散模型 (Air Dispersion model) 和土地利用迴歸模型 (Land Use Regression) 來模擬空氣污染物之濃度時空分布並估計通勤過程中的暴露情況 (Elford & Adams, 2019、Luo *et al.*, 2020、Shukla *et*

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 碩士生

² 國立成功大學工業衛生學科暨環境醫學研究所 博士生

³ 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

⁴ 國家衛生研究院國家環境醫學研究所 兼任副研究員

⁵ 國立中興大學永續農業創新發展中心 教授

* 通訊作者, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

收到日期：民國 112 年 10 月 17 日

修改日期：民國 113 年 03 月 15 日

接受日期：民國 113 年 05 月 22 日

al., 2020), 儘管克利金內插、大氣擴散模型能針對污染物的自相關、擴散條件模擬空氣污染在空間的分布情形, 然而上述方法需要符合特定的假設與設定準確之參數, 再加上需要根據現實世界進行調整, 若資料輸入不穩定, 則無法保證推估的正確性, 因此在產製的成果中並不能保證其精度。

土地利用迴歸模型相較之下並沒有上述問題, 且在空氣污染建模之中更加廣泛地被使用, 其想法是透過周遭土地利用、氣象條件、交通路網、衛星、污染源等因子為自變數, 目標污染物為依變數, 分析兩者的關係。經過相關性分析、共線性分析與逐步迴歸等統計的方式, 可以挑選出其中的重要變數, 對污染物進行解釋。然而, 由於土地利用迴歸的本質是探討變數與污染物之間的線性關係, 因此面對較複雜的情況可能難以解釋完全。為了解決上述情況, 近年來的研究引進機器學習演算法進行訓練, 以求獲得更好的成果, 也造就了隨機森林 (Random Forest)、梯度提升 (Gradient Boosting) 相關之演算法應用於空氣污染建模之中, 經由擬合變數與污染物間的線性、非線性關係, 使預測值更加接近原先的觀測值。部分研究將機器學習運用於 $PM_{2.5}$ 、 NO_2 濃度推估 (Wong *et al.*, 2021a、Wong *et al.*, 2021b), 並進行土地利用迴歸與機器學習訓練, 傳統式土地利用迴歸成果的模型決定係數 (R^2) 分別為 0.58、0.65, 若將機器學習參與訓練, 最佳成果可分別達 0.94、0.91。依此結果可知, 機器學習顯著地增加了模型的解釋力, 也漸漸成為當前空氣污染建模的主要發展方向。本研究後續也將使用機器學習訓練之污染物推估成果, 以獲得更準確的空氣污染潛在暴露, 在選擇目標污染物的時候, 我們首要以對人體危害最大的污染物為範例, 根據 111 年空氣品質監測年報提及, 在雲嘉南空品區中 $AQI > 100$ 的指標污染站日數比率中, 最多的是 $PM_{2.5}$ 不良日數, 總共造成約 6% 的日子數值為空氣品質部不好的日子, 其次是 $O_{3,8hr}$, 其所造成約 4.5% 的不良日數, 其餘 NO_2 、 SO_2 等污染物雖同樣是危害人體健康的

污染物, 然而, 在 2022 年無因這些污染物造成不良日的情形, 對人體健康影響較小, 因此, 本研究以 $PM_{2.5}$ 作為主要的目標污染物, 作為後續的分析對象。

接著探討路徑規劃所考量的因子, 傳統上人們通常期望以最短距離、時間, 或是更方便的情況通勤至目的地, 除此之外, 人們也傾向於根據個人偏好做路徑上的選擇。然而, 這可能會導致人們忽略了空氣污染對健康的不良影響, 並危及學童的健康, 因此如何使人們更加重視與考量空氣污染暴露問題, 亦為現階段所面對的挑戰。

有鑑於到上述所提到的問題, 我們期望透過本研究達到以下目的。首先, 本研究使用機器學習模型所訓練之 $PM_{2.5}$ 濃度推估圖作為我們的分析材料, 其具有更加精確的時空解釋力; 此外, 在評估學童實際路徑與最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑下的通勤距離與潛在暴露量, 能夠提供學童最佳路徑建議, 並改善現階段的 $PM_{2.5}$ 暴露程度, 降低氣喘等呼吸道疾病的發生。

2. 材料及方法

2.1 研究試區

在研究區域的選擇上, 我們針對臺灣空氣污染嚴重的縣市分析, 臺南市包含了交通、科學園區、機場、寺廟等污染源, 根據 2022 年空氣品質監測年報指出, 臺南市 $PM_{2.5}$ 年平均數值依空品區、測站統計空污程度排名第二, 且歷年空氣污染程度同樣名列前三名, 代表臺南市空氣污染為臺灣長期嚴重的城市。面對此區的空氣污染情況, 學童的健康是我們應當關注的課題。此外, 臺南市共分為 37 個區, 截至 2022 年為止人口數約有 185 萬人, 且人口密度同樣是臺灣較高的縣市, 受空氣污染影響的人數不容小覷。本研究所招募之受試者共計 62 位, 下圖 1 為其學校與住家分布所在的區域, 除了東區、永康、中西區、安南區、關廟之外, 向北延伸至學甲區、佳里區, 總計共 15 區。

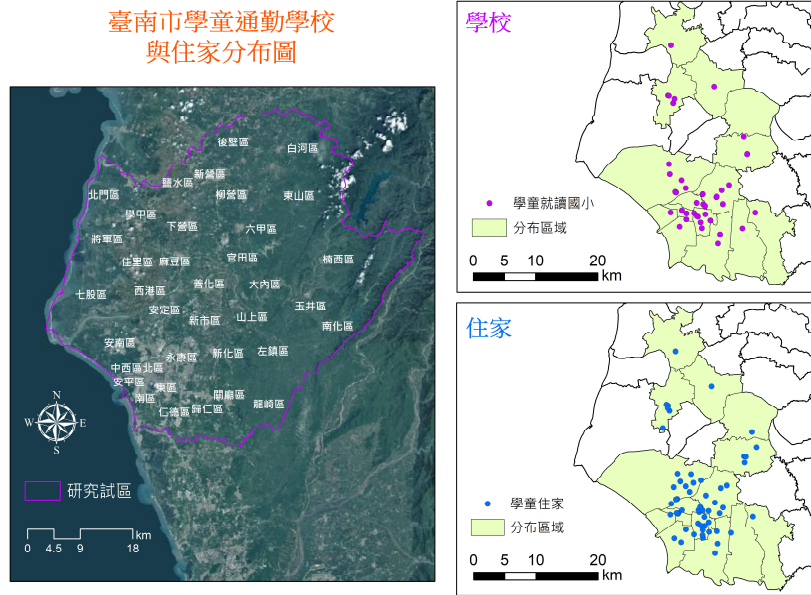


圖 1 臺南市受試者通勤學校與住家分布圖

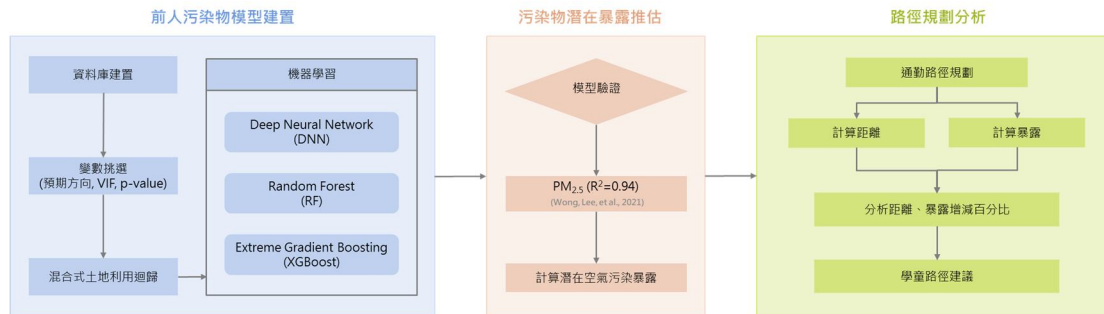


圖 2 研究流程圖

2.2 資料庫介紹

2.2.1 研究流程圖

圖 2 為本研究之流程圖，第一部分為前人所建置之 $PM_{2.5}$ 濃度圖，其利用了混合式土地利用迴歸挑選出重要變數，並使用三種機器學習方法訓練污染物模型；接著將訓練好的模型進行驗證，確認污染物在不同時間與空間上具有良好的擬合，確認模型具有可靠性，本研究將將訓練好的 $PM_{2.5}$ 濃度值進行時間加權，以獲得潛在的空氣污染暴露；最後，將距離以及潛在空氣污染數值納入通勤路徑規劃，並分析最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑是否可以良好地改善學童目前實際通勤路徑的空氣污染情形。

2.2.2 受試者資料庫

本研究選用了中華民國國家科學及技術委員

會於 2021~2024 年的三年期計畫 (IRB 編號:A-ER-109-541)作為受試者的資料來源，計畫中蒐集之資訊包含進案日期、住家地址、就學學校、唾液檢體、交通方式等，研究使用的部分並未包含唾液檢體，而是針對受試者收案期間、住家與學校位置，加上空氣污染暴露推估圖作為分析的重點並對不同通勤方式進行探討。

實際收案過程為本研究團隊以 2022 年期間於成大醫院門診所納入之 62 名學童作為研究對象，其中男生、女生人數分別為 28 人(45%)、34 人(55%)，經過初步處理可以發現，臺南市通勤學童住家及學校分布主要為於西半部的 15 個區內，關於通勤採用的交通方式，該計畫案是使用問卷填寫以及人為確認的方式進行，勾選的選項是學童最主要的通勤方式。根據成果顯示，機車、汽車仍是學童通勤方式的大宗，分別佔了其中的 37 位(60%)、23 位(37%)，而走路僅佔了其中的 2 位(3%)，其中最多的機車，

也說明較多學童暴露在室外空氣污染的危害之中。

2.2.3 污染物資料

污染物成果為研究室前人已建立的模型，是用來模擬研究期間全臺 PM_{2.5} 濃度分布圖，如圖 3 所示。其污染物濃度推估的流程中，使用了混合式土地利用迴歸(Hybrid Land Use Regression)以及機器學習演算法(Machine Learning Algorithm)，研究成果已經正式發表於國際期刊之中 (Wong *et al.*, 2021a)，此研究使用到的變數除了留一克利金法所推估之 PM_{2.5} 數值 (PM_{2.5} Hybrid Kriging)，還包含 SO₂、O₃、NO₂ 的克利金值 (Kriging)。土地利用變數處理包含搜尋環域範圍 (Buffer) 的平均密度值，以及與土地利用的距離值，後續選到的變數包含：與機場的距離 (Distance)、森林環域 (Buffer) 5000m、農地環域 (Buffer) 4000m 的平均密度，共 3 項土地利用變數。

關於其研究成果，最佳的主模型解釋力 (R²) 為 94%，具有相當高的時空解釋力，在內部驗證的部分將資料分割成 80%/20%等分，以及切分成 10 等分用以檢測，外部驗證則是使用 2017 與 2018 年，整體驗證成果之解釋力 (R²) 介於 87%~94%之間，也說明了模型具有良好的適應性，同主模型有良好的成果。本研究基於其最佳模型之推估圖進行後續分析的材料，研究年份為 2022 年全年平均之 PM_{2.5} 濃度分布圖，如圖 3 所示，可以發現到臺南市 PM_{2.5} 主要濃度高的區域位於西南部，而根據行政院環境部所提供的空氣品質監測資料，將臺南市測站 2022 年之 PM_{2.5} 濃度進行平均，結果顯示，臺南市 4 個測站之 PM_{2.5} 濃度分別為臺南 (18.27µg/m³)、安南 (16.75µg/m³)、善化 (16.83µg/m³)、新營 (15.83µg/m³)，最靠近西南部的臺南測站濃度最高，其次是安南及善化，而新營則是較靠近北部區域，PM_{2.5} 濃度也隨之降低。而西南部區域與上述大部分受試者通勤的範圍相近，也因此其暴露的環境對健康上的影響更加地顯著 (行政院環境部，2024a)。

2.2.4 數值路網資料庫

路網資料係由交通部運研所所提供，包含 2020

年主要、當地、所有道路的資料，此資料是最新交通部所得之臺南 1/5000 路網數值圖進行規劃，依據不同屬性，可以將該資料中全臺道路分為國道、省道、縣道以及鄉道等 12 種道路類型。後續路徑規劃的部分，我們針對臺南市路網資料進行前處理，由於路徑規劃空間尺度必須能夠考量更小的巷弄尺度，因此本研究參照過往研究建議的數值，使用了 10m*10m 的 fishnet 對研究試區進行 Intersect (Elford & Adams, 2019)，使路段大小更加細緻，後續計算污染物濃度數值加總時能夠更加精確。

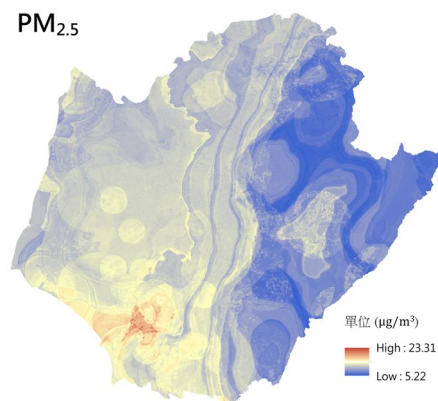


圖 3 2022 年臺南市 PM_{2.5} 濃度推估圖

2.3 研究方法

2.3.1 潛在空氣污染暴露計算

在實際通勤的過程中，行經不同路段可能會花費不同的時間，這也連帶造成各路段之潛在空氣污染暴露程度的不同。因此，為了準確計算學童的潛在暴露情況，我們需要在每個路段進行時間加權，以獲得更準確的暴露程度。此步驟中我們考慮了每個路段的停留時間。式(1)用於計算空氣污染的暴露情況，並根據單一污染物濃度數值進行時間加權 (Gao *et al.*, 2022)。

$$E = \int_{t_1}^{t_2} C(t) \times dt = \sum_{i=1}^n C_i \times \frac{L_i}{V_i} \dots \dots \dots (1)$$

在上式(1)當中， E (微克*秒/立方米，µg*s/m³) 代表通勤過程中之總體潛在 PM_{2.5} 暴露量， C_i (微克/立方米，µg/m³)、 L_i (公尺，m)、 V_i (公尺/秒，m/s) 代表第 i 個道路段之污染物平均濃度、路段長、速率，

經過 n 個道路段後可以從住家抵達學校。關於學童通勤速率，本研究參考了 112 年臺南市政府警察局所提供之固定式交通違規照相路段表進行計算（臺南市政府警察局，2018），並依汽車、機車等通勤方式進行計算，汽車使用之速限係根據汽車可通行之一般道路、快車道、高速公路等路段之測速照相機速限平均而得，機車則是依據一般道路、慢車道等機車可行駛之道路測速照相速限平均而得，汽車、機車平均速率約為 16.7m/s 與 16.3m/s。而關於學童步行速率則是參考國立成功大學交通管理系針對通學環境的研究（黃國平及陳佩君，2007），文中提及到一般成人的步行平均速率為 1.5m/s，然而學童行走的速率較一般成人慢，約為 1.2m/s，本研究後續採用此速率，並將其代入式(1) 完成時間的加權。圖 4 所呈現的是污染物在時間加權前後的變化示意圖，後續也將以加權後的潛在暴露進行計算。

2.3.2 路徑規劃與建議

路網規劃係使用 ArcMap 10.8 中 Network Analyst Tools 模組建立，其內建之演算法為 Dijkstra 演算法，用以解決最短路徑問題。此演算法最早由荷蘭計算機科學家 Edsger W. Dijkstra 於 1959 年提出 (Dantzig & Ramser, 1959)，它能夠找到由起點到目標節點的最短路徑，並計算出最短路徑過程中所累積的數值，基本原理是以起點為中心，逐步擴展到其他節點，過程中運用了貪婪演算的概念，在面對路段選擇時，會根據當下最短距離的節點作為下一個擴展的地方，並進一步更新與該節點相鄰的節點為最短距離，下面是 Dijkstra 演算法的基本步驟 (ESRI, 2021)：

- (1) 初始化：設定起點到起點的最短距離為 0，而在最初階段與其他節點的最短距離為無窮大（或者一個極大的數字）。
- (2) 選擇當前最短距離的節點，作為擴展的下一個節點。
- (3) 更新與該節點相鄰的節點的最短距離，如果通過該節點到達其他節點的距離比當前最短距離小，則更新最短距離。
- (4) 標記該節點為“已訪問”。

- (5) 重複前 3 個步驟，直到所有節點都被訪問過或是已找到目標的節點。
- (6) 從起點到目標節點的最短路徑即為所有“已訪問”節點中的最短距離。

在實際應用到路徑規劃中，除了路段距離之外，我們還考量了潛在 $PM_{2.5}$ 暴露數值，因此我們將各路網段所萃取出之污染物濃度值加到原先路網圖層的屬性表。後續進行規劃時，可以選擇要考慮的屬性是道路長度，抑或是潛在 $PM_{2.5}$ 暴露值。本研究後續以學童實際路徑為對照組，而最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑為實驗組，透過情境上的比較，提供學童最佳路徑建議。圖 5 是幫助我們了解路徑規劃差異的示意圖，上面汽車為學童就學的接送汽車，如果學童行走原先的實際路徑，通勤路線便是沿著橘色的路徑行走；若學童是選擇最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑行走，則是會沿著藍色的路徑抵達學校，而根據此兩條路徑的不同，通勤距離及暴露也可能會產生差異。

完成路線規劃後，為了評估兩條路徑對於學童通勤過程中的影響，同步加總了通勤距離、 $PM_{2.5}$ 潛在暴露值，並計算以下 4 項指標與最短路徑進行比較，作為路徑建議的參考。

- (1) 潛在空氣污染暴露
- (2) 學童就學通勤距離
- (3) 距離增減百分比
- (4) 暴露增減百分比

3. 結果

本研究以實際路徑為控制組，最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑為實驗組，比較 62 名學童在通勤距離與空氣暴露上的改善程度，下表 1 為路徑規劃的整體結果表，從表中可以發現，實際路徑的平均 $PM_{2.5}$ 暴露為 $2248.31 \mu\text{g}\cdot\text{s}/\text{m}^3$ ，平均距離為 2471.10 m；而最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑中 $PM_{2.5}$ 暴露量降低至 $2042.31 \mu\text{g}\cdot\text{s}/\text{m}^3$ ，減少了約 6.84%；平均距離則降低至 2262.68 m，減少約 6.13%。從此項成果可以發現，透過最低空氣污染暴露路徑，學童不但能夠降低通勤過程中的總體空氣污染暴露，還能在減低平均路途中的距離。

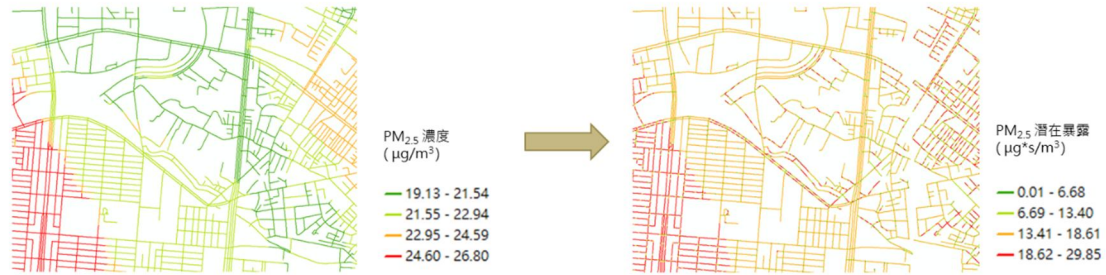


圖 4 污染物潛在暴露加權示意圖



圖 5 學童通勤路徑示意圖

表 1 路徑規劃成果表

規劃情境	平均暴露 ($\mu\text{g}^*\text{s}/\text{m}^3$)	暴露增減百分比	平均距離 (m)	距離增減百分比
實際路徑	2248.31		2471.10 m	
最低 PM _{2.5} 暴露路徑	2042.31	-6.84 %	2262.68 m	-6.13 %

表 2 不同交通方式之路徑規劃成果

交通方式	規劃情境	平均暴露 ($\mu\text{g}^*\text{s}/\text{m}^3$)	暴露增減百分比	平均距離 (m)	距離增減百分比
走路 (2 位)	實際路徑	2382.00	0%	198.80	0%
	最低 PM _{2.5} 暴露路徑	2382.00		198.80	
機車 (37 位)	實際路徑	1611.76	-5.73%	1439.29	-6.79%
	最低 PM _{2.5} 暴露路徑	1483.22		1300.35	
汽車 (23 位)	實際路徑	4051.11	-7.31%	3538.16	-7.53 %
	最低 PM _{2.5} 暴露路徑	3696.07		3206.37	

表 2 是將 62 位學童依照交通方式進行分類，並統計其實際路徑與最低 PM_{2.5} 暴露路徑的差異，其中走路、家長機車、汽車接送分別佔了 2、37、23 位，由此可知，大部分家長以機車接送學童為主，汽車接送為輔，走路通勤的學童比例甚少。在走路通勤的學童中可以發現，實際路徑中通勤距離約為

198.80 m、PM_{2.5} 暴露總量為 2382.00 $\mu\text{g}^*\text{s}/\text{m}^3$ ，由於行走路線較近，可以選擇其他替代道路的方式較少，因此學童實際通勤路徑即為最低 PM_{2.5} 暴露路徑；至於家長以機車接送的學童，實際路徑中通勤距離約為 1439.29 m、PM_{2.5} 暴露總量為 1611.76 $\mu\text{g}^*\text{s}/\text{m}^3$ ，若改走最低 PM_{2.5} 暴露路徑，不但能夠降低 5.73%

的空氣污染暴露，還能減少 6.79% 的通勤距離；最後是家長以汽車接送的學童，實際路徑中通勤距離約為 3538.16 m、PM_{2.5} 暴露總量為 4051.11 $\mu\text{g}\cdot\text{s}/\text{m}^3$ ，若改走最低 PM_{2.5} 暴露路徑，不但能夠降低 7.31% 的空氣污染暴露，還能減少 7.53% 的通勤距離。

接著我們從個案的狀況進行探討，此處分別從三種通勤方式中選擇一位學童進行分析，首先是走路通勤的學童，如圖 6 所示，圖中紅色路徑為實際路徑，綠色路徑為最低 PM_{2.5} 暴露路徑，在此學童的情形中，其通勤路徑即為最低 PM_{2.5} 暴露路徑。此外，在兩位走路通勤的學童中，其住家距離學校較近，分別為 217.10 m、114.24 m，若以 1.2 m/s 計

算行走的速率，其通勤僅約 3 分 37 秒及 1 分 54 秒。

接著是機車接送的學童，如圖 7 所示，圖中紅色路徑為實際路徑，綠色路徑為最低 PM_{2.5} 暴露路徑，此學童實際路徑之通勤距離為 4412.09 m，暴露量為 3942.69 $\mu\text{g}\cdot\text{s}/\text{m}^3$ ，最低 PM_{2.5} 暴露路徑相較於實際路徑，通勤距離下降 21.2%，空氣污染暴露下降 20.7%，且由於此個案是較長距離通勤者，若假設以前文所提到的機車通勤速率 16.3m/s 進行計算，實際路徑需要 4 分 30 秒抵達學校，最低 PM_{2.5} 暴露路徑不僅可縮短時間至 3 分 33 秒，且大量減少過程中的空氣污染暴露。



圖 6 個案分析(走路通勤學童)



圖 7 個案分析 (機車通勤學童)



圖 8 個案分析 (汽車通勤學童)

若以汽車接送的學童，如圖 8 所示，此學童實際路徑之通勤距離為 3468.03 m，暴露量為 3648.75 $\mu\text{g}\cdot\text{s}/\text{m}^3$ ，最低 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露路徑相較於實際路徑，通勤距離下降 20.0%，空氣污染暴露下降 15.7%，若假設以速率 16.7m/s 進行計算，最低 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露路徑可將通勤時間從 3 分 28 秒縮短至 2 分 47 秒，且同樣大幅減少過程中的空氣污染暴露。

4. 討論

4.1 空氣污染模型

本研究所使用之污染物為前人所訓練之機器學習模型，並利用其推估之 2022 年臺南市 $\text{PM}_{2.5}$ 濃度推估圖進行分析，從其結果可以發現 $\text{PM}_{2.5}$ 模型的解釋力 (R^2) 高達 94%，具有高度的解釋能力。除此之外，此研究在時間與空間驗證成果之 R^2 同樣達到 87%~93%之間，代表模型成果也能夠良好地適應不同時間、空間上的變化，在後續小範圍尺度之通勤路徑規劃十分適合。此外，根據圖 3 的濃度圖中，臺南市 $\text{PM}_{2.5}$ 濃度高的區域在西南部，與受試者就學區域相近，因此，此區域空氣對學童健康上的影響是我們應當重視的。

4.2 路徑規劃成果

從表 1 的路徑規劃的總表中，最低 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露路徑中可使 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露量減少了約 6.84%，平均距

離則降低約 6.13%，代表在 62 位受試者中實際路徑並無法同時考量空氣污染的負面影響，造成通勤圖中的空氣污染總暴露上升，此外，實際路徑之通勤距離較長，代表學童也需要花更久的時間才能抵達學校。如上述所提到的情形，若學童改走最低空氣污染暴露路徑，學童不但能降低通勤過程中的總體空氣污染暴露，還能在減少通勤的時間，而以較短的時間抵達學校，也是減少通勤過程中的空氣污染暴露的方式之一。

關於暴露總量的部分可根據行政院環境部所做之研究討論，其蒐集了 2017 年 4、5 間於大臺北地區通勤期間空氣污染物暴露量，透過微型感測器的配戴來模擬人們在不同通勤方式下的暴露情形 (賴溫狼, 2018)，研究範圍東西向從南港展覽館到亞東醫院，南北向從捷運新店站到捷運北投站，使用交通工具為汽車、捷運、公車及機車等的空氣污染暴露與排放程度。根據結果，各通勤方式的 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露平均濃度分別為汽車 7.6 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、捷運 21.9 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、公車 23.5 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 及機車 32.1 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ，由此可知，機車在通勤過程中的平均濃度最高，而這主要是因為機車比起其餘通勤方式更加接近空氣污染源，如道路廢氣。在排放程度的部分，雖然汽車的 $\text{PM}_{2.5}$ 暴露量是最低的，但若以一臺車二名乘客換算，單位產生的污染程度卻是最高，約為 0.31g，其餘捷運、公車及機車則為 0.01、0.08 及 0.23g，因此仍建議通勤

學生可以多搭乘大眾交通運輸工具，減少環境整體的空氣污染程度。相較之下，本研究建議機車通勤的學童能夠多以最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑就學，降低過程中的空氣污染暴露以及實際對環境的污染。另外，以汽車通勤為主的學童其潛在 $PM_{2.5}$ 暴露與本研究之數值相比會有顯著的下降，不過其一是要建立在車子在行駛過程中緊閉無通風，且只使用汽車當作唯一交通工具。倘若有改以行駛機車、走路等其他通勤方式通勤時便可以參考最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑以降低潛在暴露。此外，若汽車駕駛過程中有可能開啟車窗也建議行駛最低暴露路徑，以免暴露在更高的空氣污染風險。

從通勤方式的不同也可以觀察到一個現象，走路的學童雖然通勤距離是所有學童當中平均最短的，然而其在過程中所累積的空氣污染暴露總量並不一定是最低的，反而可能因為花更多時間在室外，使得暴露量較高，若我們參考表 2 將步行、機車接送與汽車接送的學童通勤時間進行平均，則分別需要花 2 分 46 秒、1 分 39 秒、4 分 03 秒，可以發現，儘管走路距離是最短的，但平均花費在戶外的時間比機車通勤的學童還長。此外，若我們以平均 $PM_{2.5}$ 暴露數值來觀察，走路的總暴露是高於機車的，因此若在行走時能適當遠離道路上的汽機車，將有助於減少路途中的空氣污染暴露。

4.3 應用建議

關於此項路徑規劃的分析，後續可進一步應用於通勤的上班族，由於本研究針對的對象是學童，多半會是住在離學校較近的區域，因此暴露改善效果並不一定顯著，但若以大臺北都會區的通勤族為例，由於通勤過程中常常需要耗費約半小時以上才能抵達工作地點，暴露改善效率預期會比學童改善效率更加明顯，在後續估計不同路徑中的距離、空氣污染暴露會更有參考價值，且能改善空氣污染對人體的影響。路徑建議可提供政府用於未來行人、自行車專用道的設置參考，透過良好且安全的專用道設置，不但可以降低學童直接暴露在汽機車排放的風險，還能確保通勤過程的安全，獲得通勤改道所帶來的群體改善效益。最後是從群眾的角度來看，

若能將空氣污染暴露結合至 APP 並持續更新，能使民眾獲得更即時的最佳路徑建議，減低在室外空氣污染的暴露。

5. 結論與建議

空氣污染是全球各地普遍存在的問題，然而，在平日中通勤卻常使人們無可避免暴露於空氣污染，因此如何改善過程中的暴露是我們所關注的議題，本研究的對象選擇了國小學童，主因是考量到其免疫力相比成年人更為脆弱。在污染物濃度分布圖中，透過機器學習訓練，獲得了高時空解析度之 $PM_{2.5}$ 污染物濃度，讓我們能更仔細地探討污染物對學童的健康影響。在 $PM_{2.5}$ 數值的推估中，我們發現臺南市西南方是濃度相對偏高的區域，此區域恰好也是人口數較多、密度較高的區域，也代表較多臺南市學童暴露於較高風險的空氣污染危害之中。路徑規劃的部分，我們針對了距離、暴露等 4 項指標量化實際路徑與最低 $PM_{2.5}$ 暴露路徑的情形，並針對 62 位學童以及 3 種交通方式的個案進行分析，提供通勤路徑的建議。就整體成果來說，絕大多數學童皆可以找到較低空氣污染暴露的路徑，抑或是本身的通勤路徑便已經是最低空氣污染暴露，透過路徑建議可以更視覺化的方式提供替代道路的建議，讓學童得以更有效率地降低學童通勤過程中之暴露，還能進一步減少其誘發呼吸道疾病之風險。本研究的優勢是使用機器學習算法獲得高時空解析度之污染物圖，並提供替代路徑做為通勤上的建議，讓學童們可以在稍微增加通勤距離的同時，減少通勤空氣污染暴露。此外，在量化兩條路徑的通勤距離與空氣污染暴露的增減，可提供替代路徑的建議，而視覺化的方式可以讓學童以及家長在未來通勤時容易參考可改走的路段。

關於後續研究的方向，本研究目前採用的是 $PM_{2.5}$ 日平均濃度圖透過 ArcMap 10.8 平均融合成一個新的 $PM_{2.5}$ 年平均濃度圖 (Mosaic to new raster)，這可能會無法完整地代表通勤時段的空氣污染情形，可考慮使用上午或下午通勤時段、特定都市通勤區域進行污染物模型建立，便能更針對性地依照

當下狀況微調以及提供建議。此外，學童通勤方式、暴露濃度的確有可能受到不同季節之影響，例如：夏天、冬天可能因為氣候過於炎熱或是寒冷，使得汽車通勤的學童增加，PM_{2.5} 暴露濃度也可能因為不同季節而改變，使得學童的最低 PM_{2.5} 暴露路徑有些微的改變。未來若能針對學童不同季節探討其就學路徑的差異，將能更好地了解學童的通勤行為模式，並降低其通勤過程中的暴露。在速率的計算上，由於沒有學童實際通勤的速率資訊，因此我們只能先假設汽車、機車、走路之行駛速率恆定，由於污染物潛在暴露可能取決於學童實際停留在各路段的時間，因此若能使用穿戴式裝置配合空氣污染濃度圖成果，將能更加提升成果的精確性。

在通勤方式的部分，根據 111 年交通部電訪之國小學童的通勤方式分析，私人機動運具（自用小客車、機車、其他私人機動運具等）佔總體比例的 83.7%，其中機車佔比為 63.5%（交通部，2023）。與本研究結果相似，國小學童多半以家長親自接送為主，而其中又以機車佔據大宗，因此，未來研究可針對機車接送的學童，探討其潛在空氣污染暴露量，若其距離學校較遠，則需注意長期待在室外是否會影響學童的健康。

在獲知受試者的實際路徑後，便能以圖 6 至圖 8 的方式呈現兩條路徑，也可以更清楚了解如何進行通勤路徑之改道，達到空氣暴露減量的目的。在分析完路徑規劃成果後，根據污染物平均濃度的增減還可進一步換算學童疾病相對風險的增減，例如：長期暴露在不同污染物之下，平均濃度之增減可以換算學童氣喘發生風險的比例。根據一項臺灣孩童氣喘與周邊空氣污染之研究（Chen *et al.*, 2019），選擇了環保局監測站周邊 44 間國小與國中學童作為研究對象，成果中可以發現，在 2016~2017 年之氣喘風險比例為 PM_{2.5} 每增加 7.3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ，氣喘勝算比 (OR) 為 1.24 (1.04, 1.48)，代表暴露在高 7.3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 濃度之環境可能造成氣喘風險相較於其他孩童增加 24%。以本研究受試者之 PM_{2.5} 暴露為例，若將平均 62 位受試者進行換算，長期行走最低 PM_{2.5} 暴露路徑約可以使氣喘整體風險下降約 0.4%，因此透過每日行走較低空氣污染暴露的路徑，長遠來看勢

必可以對健康有不少的實質幫助。

參考文獻

- 行政院環境部，2024a。111 年空氣品質監測年報，
<https://www.moenv.gov.tw/Page/686030BBD5DFC8DD>，引用 2023/3/27。[Ministry of Environment, 2024a. Air Quality Annual Report of R.O.C. (Taiwan), 2022, Available at: <https://www.moenv.gov.tw/Page/686030BBD5DFC8DD>, Accessed March 27, 2023. (in Chinese)]
- 行政院環境部，2024b。細懸浮微粒一日變化特徵，
https://airtw.moenv.gov.tw/CHT/Encyclopedia/pedia09/pedia9_3.aspx，引用 2023/3/27。[Ministry of Environment, 2024b. Shi shiuan fu wei li yi r bian hua te jeng, Available at: https://airtw.moenv.gov.tw/CHT/Encyclopedia/pedia09/pedia9_3.aspx, Accessed March 27, 2023. (in Chinese)]
- 交通部，2023。111 年民眾日常使用運具狀況調查統計表，
<https://www.motc.gov.tw/ch/app/data/view?module=survey&id=56&serno=202304280010>，引用 2023/5/31。[Ministry of Transportation and Communications, 2023. 2022 Nian min jung r chang shr yung yun jiu juang kuang diau cha tung ji biao, Available at: <https://www.motc.gov.tw/ch/app/data/view?module=survey&id=56&serno=202304280010>, Accessed May 31, 2023. (in Chinese)]
- 黃國平、陳佩君，2007。社區安全通學環境之規劃設計與檢討-以東明里為例，健康城市學刊(五)：70-78。[Hwang, K.P, and Chen, P.C., 2007. Planning and review of safe commuting environment for community students- A case of Dong-ming division, Journal of Healthy Cities, Taiwan (5): 70-78. (in Chinese)]

- 臺南市政府警察局，2018。固定式交通違規照相路段，<https://www.tnpsd.gov.tw/waypoint/Index/4bec9ef-f-47c9-84ac-196e-72d68e3135b6>，引用 2023/5/31。[Tainan City Police Department, 2018. Gu ding shr jiau tung wei guci jau shiang lu duan, Available at: <https://www.tnpsd.gov.tw/waypoint/Index/4bec9ef-f-47c9-84ac-196e-72d68e3135b6>, Accessed May 31, 2023. (in Chinese)]
- 賴溫狼，2018。環署實測大台北通勤空品 機車污染物暴露最高、排放第二，<https://csrone.com/news/4880>，引用 2023/9/27。[Lai, W.H, 2018. Huan shu shr tse da tai bei tung chin kung pin ji che ran wu pu lu tzuei gau, pai fang di er, Available at: <https://csrone.com/news/4880>, Accessed September 27, 2023. (in Chinese)]
- Chen, B.Y., Chen, C.H., Chuang, Y.C., Wu, Y.H., Pan, S.C., and Guo, Y.L., 2019. Changes in the relationship between childhood asthma and ambient air pollution in Taiwan: Results from a nationwide survey repeated 5 years apart, *Pediatric Allergy and Immunology*, 30(2): 188-194, DOI: 10.1111/pai.12999.
- Dantzig, G.B., and Ramser, J.H., 1959. The truck dispatching problem, *Management Science*, 6(1): 80-91, DOI: 10.1287/mnsc.6.1.80.
- Elford, S., and Adams, M.D., 2019. Exposure to ultrafine particulate air pollution in the school commute: Examining low-dose route optimization with terrain-enforced dosage modelling, *Environmental Research*, 178: 108674, DOI: 10.1016/j.envres.2019.108674.
- ESRI, 2021. Algorithms used by the ArcGIS Network Analyst extension, Available at: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/extension/network-analyst/algorithms-used-by-network-analyst.htm>, Accessed August 17, 2023.
- Gao, L.-N., Tao, F., Ma, P.-L., Wang, C.-Y., Kong, W., Chen, W.-K., and Zhou, T., 2022. A short-distance healthy route planning approach, *Journal of Transport & Health*, 24: 101314, DOI: 10.1016/j.jth.2021.101314.
- Landrigan, P.J., Fuller, R., Fisher, S., Suk, W.A., Sly, P., Chiles, T.C., and Bose-O'Reilly, S., 2019. Pollution and children's health, *Science of the Total Environment*, 650: 2389-2394, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.09.375.
- Luo, J., Boriboonsomsin, K., and Barth, M., 2020. Consideration of exposure to traffic-related air pollution in bicycle route planning, *Journal of Transport & Health*, 16: 100792, DOI: 10.1016/j.jth.2019.100792.
- Perera, F.P., 2017. Multiple threats to child health from fossil fuel combustion: impacts of air pollution and climate change, *Environmental Health Perspectives*, 125(2): 141-148, DOI: 10.1289/EHP299.
- Salvi, S., 2007. Health effects of ambient air pollution in children, *Paediatric Respiratory Reviews*, 8(4): 275-280, DOI: 10.1016/j.prrv.2007.08.008.
- Shukla, K., Kumar, P., Mann, G.S., and Khare, M., 2020. Mapping spatial distribution of particulate matter using Kriging and Inverse Distance Weighting at supersites of megacity Delhi, *Sustainable Cities and Society*, 54: 101997, DOI: 10.1016/j.scs.2019.101997.
- WHO, 2024. Ambient outdoor air pollution, Available at: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health), Accessed June 26, 2023.

- Wong, P.-Y., Lee, H.-Y., Chen, Y.-C., Zeng, Y.-T., Chern, Y.-R., Chen, N.-T., Lung, S.-C. C., Su, H.-J., and Wu, C.-D., 2021a. Using a land use regression model with machine learning to estimate ground level PM_{2.5}, *Environmental Pollution*, 277: 116846, DOI: 10.1016/j.envpol.2021.116846.
- Wong, P.-Y., Su, H.-J., Lee, H.-Y., Chen, Y.-C., Hsiao, Y.-P., Huang, J.-W., Teo, T.-A., Wu, C.-D., and Spengler, J.D., 2021b. Using land-use machine learning models to estimate daily NO₂ concentration variations in Taiwan, *Journal of Cleaner Production*, 317: 128411, DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.128411.

Commuter Route Planning for Elementary School Children Considering Multiple Air Pollution Exposures

Ji-Ting Ho ¹ Pei-Yi Wong ² Chih-Da Wu ^{3,4,5*}

Abstract

Approximately 99% of the global population resides in areas with air pollution higher than World Health Organization (WHO) guidelines. Among these, school children are particularly vulnerable due to their immature immune systems. This study focused on 62 school children recruited in 2022 from Tainan city. For air pollutant data, it was based on the estimated concentrations of PM_{2.5} model. from previous study. It had been published to the journal and its R² is about 94%, which demonstrated high explanatory power. In commuter route planning, the least PM_{2.5} exposure routes can not only reduce average PM_{2.5} exposure by 6.84% but also 6.13% decrease in commuting distance. If we divide school children into 3 categories with different commute modes, we found that 37 school students go to school by motorcycle, which is the predominant way, followed by car and walking those 23 and 2 students travel by these ways. Among these commute modes, walking commute featured its shorter distances, however, it also has longer outdoor exposure time, while motorcycle commute is more directly exposed to vehicular emissions. These factors mentioned above collectively contribute to increasing potential air pollution exposure. Thus, we need to give school children proper route suggestion to improve this situation.

Keywords: Air Pollution, School Children, Commuter Route Planning, Potential Air Pollution Exposure, Route Suggestion

¹ Master Student, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

² Doctoral Student, Department of Environmental and Occupational Health,
College of Medicine, National Cheng Kung University

³ Professor, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

⁴ Adjunct Associate Research Fellow, National Institute of Environmental Health Sciences, National Health Research Institutes

⁵ Professor, Innovation and Development Center of Sustainable Agriculture, National Chung Hsing University

* Corresponding Author, E-mail: chidawu@mail.ncku.edu.tw

Received Date: Oct. 17, 2023

Revised Date: Mar. 15, 2024

Accepted Date: May. 22, 2024

中文稿件投稿注意事項（英文稿件請參閱下頁 Author Guidelines）

本學刊定期出版攝影測量及遙感探測領域之學術論著、技術短文(按中文及英文摘要、關鍵字、前言、材料及方法、結果、討論、參考文獻等撰寫)及應用性報導。收錄之稿件 皆經本編輯委員會安排之專家學者審查程序，並由通訊作者簽署著作權讓渡書。作者可自行聲明文稿和所屬類別，本編輯委員會將依此及審查委員意見決定收錄 文稿之類別。本學刊不接受已經刊載過之文稿，於研討會發表過之論文，經適當增補其內容者為例 外。

投稿地址為 jprsubmit@gmail.com，請以附件寄送稿件之 WORD 檔及 PDF 檔各一份。為便利編審作業，請於 PDF 稿件中移除作者資料(如姓名、服務機關、電話、及電子郵件信箱等)。稿件撰寫要點如下：

1. 頁面：採用 A4 規格頁面。
2. 字體：(1) 中文均以新細明體橫式打字；(2) 英文均以 Times New Roman 字體橫式打字。
3. 單位：內文、圖表及符號中之度量單位皆採用 SI 公制單位。
4. 首頁：首頁應含內容依次為「題目、作者姓名、摘要、關鍵詞、及作者服務機關及職稱（置於頁尾）」，接續文稿內文。
5. 末頁：末頁應含內容與首頁相同，但皆以英文書寫。
6. 題目：論文題目宜簡明，字體大小為 20 粗體，英文題目每字第一位字母以大寫字體打印。
7. 作者：作者姓名列於題目之下方，字體大小為 14 粗體，其服務機關及職稱以^{1,2,...}上標編號註記於頁尾，字體大小為 9。
8. 摘要：摘要字數以 250 字為限，字體大小為 10 粗體。
9. 關鍵詞：列出三至五個關鍵詞，字體大小為 12 粗體。
10. 章節及標題：(1) 章節標題置中，編號一律為阿拉伯數字，如 1, 2, ...，標題字體大小為 18 粗體；(2) 小節標題靠左，編號一律為 1.1, 1.2, 1.1.1, 1.1.2.....，字體大小為 14 粗體。
11. 內文：內文之長度(含圖表)以不超過 22 頁為原則，各段落第一行應縮排，字體大小為 10。
12. 數學式：所有數學式均須標式號於圓括弧內，數學式內所有符號須於符號第一次出現時，應於數學式下方逐一加以定義。
13. 圖及影像：(1) 圖及影像均須數位化置於文稿中適當位置；(2) 所有圖及影像下方須附圖流水編號及說明；(3) 本刊接受彩色圖及影像，但紙版印刷一律採灰階印刷；(4) 結尾毋加「。」及「.」。
14. 表格：(1) 表格均須數位化置於文稿中適當位置；(2) 所有表格上方須附表流水編號及說明；(3) 本刊接受彩色表格，但紙版印刷一律採灰階印刷；(4) 結尾毋加「。」及「.」。
15. 參考文獻(中、日文須英譯)：(1) 參考文獻應列於文末，文稿中未直接引用者不得列入；(2) 中文文獻需加英文翻譯，於結尾加上(in Chinese)，日文書寫同中文文獻，於結尾加上(in Japan)。先排列中、日文參考文獻，再排列英文參考文獻，其他文字參考文獻列於英文參考文獻之後；(3) 中文參考文獻以第一作者 姓名筆劃順序排列，英文參考文獻以第一作者之姓依英文字母順序排列。當作者相同時，依發表年代排列，作者及發表年代完全相同時，依日期在年代後加以 a, b, c 順序。第一作者姓名相同時，先排列單一作者之參考文獻，其次為多作者文獻；(4) 參考文獻之格式如下列：
 - 期刊論文：作者姓名，年代。文章標題，期刊名稱，卷數(期數)：起始頁數 - 結束頁數。
 - 書籍：作者姓名，年代。書名，出版者，出版地。
 - 研討論文集：作者姓名，年代。篇名，論文集名稱，發表地點，卷(期)：起始頁數 - 結束頁數。
 - 網路引用：作者姓名，年代。篇名，取自網址，檢索日期。
16. 參考文獻引用：(1) 作者為一人時，以作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)及發表年代，如楊明德(2007)或(楊明德，2007)、Yang (2007)或(Yang, 2007)；(2) 作者為二人時，以二作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)及發表年代，如楊明德及蘇東青(2014) 或(楊明德及蘇東青，2014)、Yang & Su (2014)或(Yang & Su, 2014)；(3) 作者為多人時，以第一作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)，之後加「等」(中文文獻)或「*et al.*」(英文文獻)及發表年代，如(楊明德等，2016)或楊明德等(2016)、Yang *et al.* (2016)或(Yang *et al.*, 2016)，「*et al.*」請以斜體；(4) 作者及發表年代完全相同時，依日期在年 代後加以 a, b, c 引用，如 Yang & Su (2008a)、Yang & Su (2008b)。

Author Guidelines

The Journal of Photogrammetry and Remote Sensing periodically publishes academic articles, technical short papers, and application reports addressing topics in photogrammetry and remote sensing. Acceptance of submitted manuscripts for publication is based on a peer-reviewing process arranged by the editorial board. A manuscript will not be formally accepted until a copyright agreement is received. Although authors can indicate their submitted manuscripts belonging to one of the categories of academic articles, technical short papers or application reports, the editorial board will make the final decision based on the suggestions of reviewers. This journal accept no paper ever been published, but a revised appropriately paper published in conference proceedings is an exception.

The manuscript submission address is jprsubmit@gmail.com. Please send your manuscript in both WORD and PDF formats via e-mail attachments. However, for blind reviewing, please eliminate author information in the PDF file. Instructions for authors to prepare a manuscript are as follows:

1. Typing format: Manuscripts should be typed single-column and double-space on A4 page size using font-type of 10pt **Times New Roman**. The pages should be numbered.
2. Units: Manuscripts must use SI (Metric) units in text, figures, or tables.
3. Cover page: The cover page should contain manuscript title, author names, abstract, key words, and author affiliations.
4. End page: The end page contains the same information as the cover page, but in Chinese.
5. Title: The title of the manuscripts should be concise and informative. Please use font size of 20pt, Bold and capitalize the initial letter of each word in the title.
6. Authors: Authors names (using font size of 14pt, Bold) are listed below the title, affiliations (using font size of 9pt, Bold) are listed at the end of the first page marked with ^{1, 2, ...}.
7. Abstract: The abstract should be shorter than 250 words and typed using font size of 10pt..
8. Keywords: Keywords (no more than 5 words) should be given and placed below the abstract (using font size of 12pt, Bold).
9. Sections and Sub-sections: Section heading (using font size of 18pt, Bold) should be centered and numbered in 1, 2... etc. Sub-sections (using font size of 14pt, Bold) are justified to the left in 1.1, 1.2, 1.1.1, 1.1.2...etc.
10. Paper length: Published papers are limited to 22 pages.
11. Equations: Type formulae and equations clearly in black and numbered in curved brackets. All symbols in equations should be clearly defined when they firstly appear in the manuscripts.
12. Figures and Tables: Figures and tables are numbered and described in short. When papers are accepted, original figures, tables, and photographs are expected for reproduction. Color figures and tables are acceptable in digital version, but they will be printed in gray levels in hard copies.
13. References: Only works cited in the text will be included. References should be cited in the text by giving the last name of the author(s) and the year of publication of the reference, such as Yang and Su (2014) or (Yang and Su, 2014). With three or more names use the form “Yang *et al.* (2016) or (Yang *et al.*, 2016)” in the text. When two or more references have the same text identification, please distinguish them by appending “a”, “b”, etc., to the year of publication. References should include the complete title(s), the number of the volume and the page(s) of the information cited. References should be listed in alphabetical order, according to the last name of the first author, at the end of the paper.

Volume 29 No. 2

J u n e 2 0 2 4

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

CONTENTS

Regular Papers

- The Long-term Trend Analysis of PM_{2.5} Variability From 1994 to 2020 Using a Hybrid Spatial Model: A Case Study of Taichung City, Taiwan
(Yu-Ju Lin, Chia-Wei Hsu, Chia-Ho Lee, Yu-Ting Zeng, Pei-Yi Wong, Pau-Chung Chen, Yu-Cheng Chen, Chih-Da Wu)..... **65**
- Estimating Nitrogen Dioxide Concentration Distribution within Elementary School Districts Using Geo-AI Technology: A Case Study of Chiayi City
(Hsin-Fen Wan, Chih-Da Wu) **77**
- Integrating Terrestrial and Airborne Laser Scanning to Estimate Stand Volume of *Swietenia macrophylla* King Plantations
(Chen-Yi Liu, Jan-Chang Chen, Chun-Hung Wei)..... **91**
- Commuter Route Planning for Elementary School Children Considering Multiple Air Pollution Exposures
(Ji-Ting Ho, Pei-Yi Wong, Chih-Da Wu) **115**

航測及遙測學刊

目錄

學術論著

- 使用空間混合模型分析 PM_{2.5} 的長期變化趨勢(1994 年至 2020 年)—以臺中市為例
(林祐如、許家瑋、李佳禾、曾于庭、翁佩詒、陳保中、陳裕政、吳治達) 65
- 應用地理人工智慧技術分析國小學區 NO₂ 濃度分布-以嘉義市為例
(王信茶、吳治達) 77
- 結合地面與無人空中載具光達推估大葉桃花心木人工林林分材積
(劉鎮毅、陳建璋、魏浚紘) 91
- 考量距離與空氣污染暴露之國小學童通勤路徑規劃
(何吉庭、翁佩詒、吳治達) 115