

現代化空間資訊技術於大規模災損評估之現況與展望

韓仁毓¹ 楊明德² 林彥廷³ 許鈺群²

壹、前言

我國因所處地理環境條件，長年受多種天然災害侵擾，尤以近年氣候變遷影響，災害發生的頻率以及強度均更甚於以往。相關單位除了平時的防災減災整備之外，如何於災害發生後快速掌握災情並做出適當因應作為，為降低災害衝擊與加快復原之重要課題。另一方面空間資訊技術在近年有快速的發展，高精密且自動化的感測技術可在災害發生後第一時間獲取大量的現地精準觀測資料，再配合大數據學習所建立的智慧化辨識分析模組，可迅速提供災區損害狀況自動化定性與定量評估。此外，透過高細緻時空資料所建構的

數位孿生，亦可於災害實際發生前提供各種災害情境的模擬與損害預估。從已有的實際案例來看，這些技術的整合已能夠達到災前風險評估、災後快速勘查之精準效能，對於大規模災損評估提供具足夠可靠度與實務可用性的科學化創新工具。

貳、新式空間資料觀測技術

新式空間資料觀測技術於廣域環境快速進行精確量測，如攝影測量、遙感探測、衛星整合定位（圖1），這些技術包含自動化載具、感測器、定位定向為三個主要成分，其中自動化載具如人、車、船、飛機及衛星移動獲得空間資訊蒐集，



圖 1、現代測繪技術及搭載設備組合說明

（圖片來源：韓仁毓、林彥廷）

依空間屬性及幾何調查資訊需求搭載多元感光元件相機、光達及定位裝置如全球導航衛星系統（Global Navigation Satellite System, GNSS）、慣性測量單元（Inertial Measurement Unit, IMU）及數位里程計（Distance Measurement Instrument, DMI）等。依地面至高空等不同航高配置可觀測地表多時期變化，測繪成果以數公分至數

十公尺解析度實現，其中遙感衛星觀測能以最高距離拍攝較大區域範圍之影像；航空攝影測繪空間解析度能優於遙感衛星測繪2至10倍，呈現更清晰地面資訊；相對無人機高機動性能於10至3,000公尺高度，能更精細反映地表空間幾何及色彩資訊蒐集（表1）。

表 1、新式空間測繪技術綜合比較表

測繪方式	地面（人/車/船）	無人機	航空	遙感衛星
航高(m)	0	10~3000	2000~7000	103 ~ 106
感測元件類型	多光譜/光達/熱影像	多光譜/光達/熱影像	多光譜/光達	多(高)光譜/雷達
定位定向	GNSS/IMU/DMI	GNSS/IMU	GNSS/IMU	GNSS/IMU
空間解析度(m)	10-3 ~ 5	10-2 ~ 5	10-1 ~ 5	1 ~ 10

（資料來源：韓仁毓、楊明德、林彥廷、許鈺群）

參、智慧化資料辨識與分析

透過載具感測影像紀錄光線反射物體表面各種波段如紅、綠及藍光，獲取地物及地貌時序變化資訊（Lillesand et al., 2000）。依據影像中光譜資訊結合智慧化影像辨識分類，在機器學習中可依數學模型或統計方式演算，辨識所屬類屬方法則可分為監督式（Richards, 1999）與非監督式（Keuchel et al., 2003）兩大類，再由兩者延伸發展為深度學習與強化學習應用（圖2）。監督式分類法，依據已知類別選定樣本，依標記樣本總數進行資訊統計分析建構辨識模式作為後續分類參考依據。常見之監督式分類演算方法

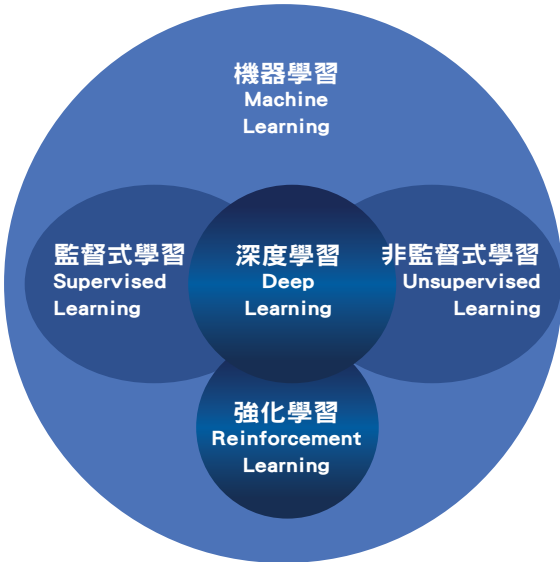


圖 2、影像分類學習概念圖

（圖片來源：韓仁毓、林彥廷）

表 2、智慧化影像分類辨識方法及特性

類別	特性	方法
監督式學習 (Supervised Learning)	- 基於圈選樣本總數進行統計學習方法 - 數據集特性需被標記(labeled) - 數字預測的回歸(regression) - 分類(classification)	- 線性回歸(Linear Regression) - 樸素貝氏(Naive Bayes) - 決策樹(Decision Tree) - 隨機森林(Random Forest) - 支援向量機(Support Vector Machine)
非監督式學習 (Unsupervised Learning)	- 基於統計學習方法 - 數據集中查找先前未知的模式 - 無樣本標選且無預測分析	- K-means - DBSCAN降維(dimension reduction) - 主成分PCA分析和自編碼器(autoencoders)
強化學習 (Reinforcement Learning)	- 延伸探索一個優化策略，如旋轉、變形或色彩變化。 - 採取優化方式，以最大限度(機率)辨識其類別。 - 需要分析者反饋或定義其物件。	- Convolutional Neural Network (CNN) - You Only Look Once (YOLO) - Mask Region-based Convolutional Neural Networks (Mask RCNN)

（資料來源：韓仁毓、楊明德、林彥廷、許鈺群）

包括線性回歸、樸素貝氏、決策樹、隨機森林及支援向量機；非監督式分類演算法則由不同演算法直接依影像特性自行分類，無需人工選取訓練樣本，最後再由分類成果判定其類別，常見方法為K-means（Dhanachandra et al., 2015）及主成分分析（Kang et al., 2017）。另外，結合監督式與非監督式兩種方法之優勢形成強化學習，如：Roska and Chua（1993）提出Convolutional Neural Network（CNN）、Redmon et al., 2016提出 You Only Look Once（YOLO）、Mask Region-based Convolutional Neural Networks（Mask RCNN），能藉由樣本標示並考量學習樣本之縮放、變形、旋轉與場景光影變化等因素，以最大機率作為類別辨識，並於影像辨識標示框幅偵測物件位置，整體智慧化辨識提供多時期空間自動化辨識與環境變遷監測應用機會，其方法類別與分析特性如表2所示。

在不同應用情境下，可將影像所記錄之光譜資訊以非監督式、監督式及強化學習進行分析與自動化資訊萃取（圖3）。其中非監督式單純依光譜特性以統計方式達到最佳影像分類種類數量，分類成果需藉由人工整合給予物件類別定義；監督式分類透過已知地物種類圈

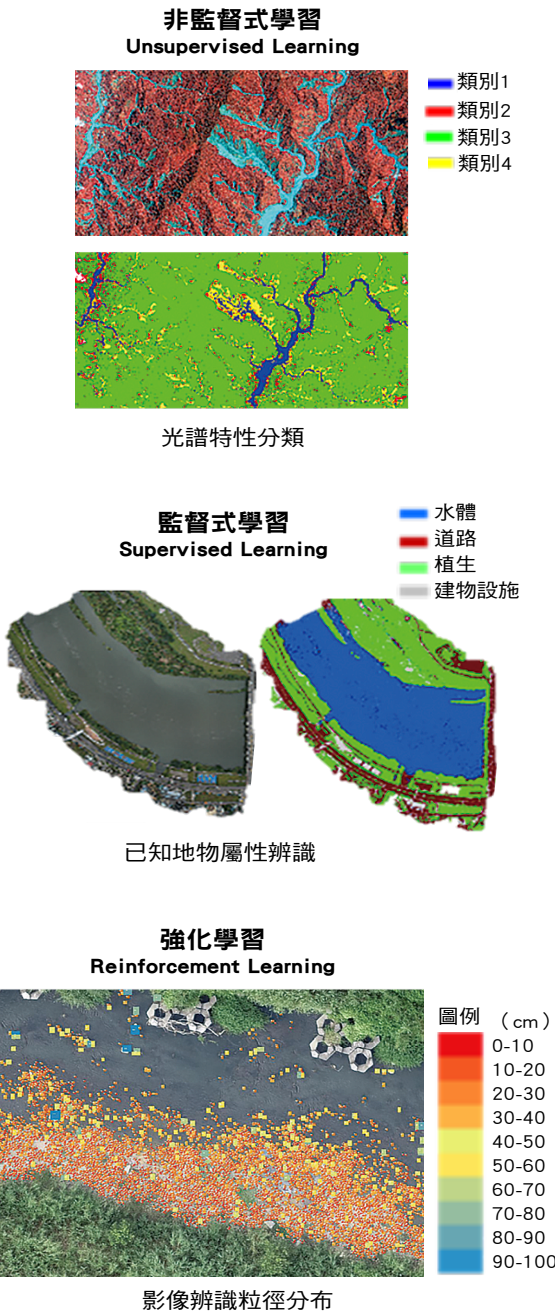


圖 3、智慧化影像資料辨識與分析

（圖片來源：韓仁毓、林彥廷）

繪訓練樣本，因此分類成果直接顯示辨識物件名稱；強化學習提供特定分類區中資訊細化探討，如河床灘地中石礫粒徑大小辨識（林彥廷等人，2020）。

肆、災害情境模擬與損害預估

臺灣常年大規模自然災害以地震及洪氾淹水問題最為頻繁，現代空間測繪技術如遙感探測影像辨識及光達點雲大量被運用空間變遷偵測，災害管理單位運用現代測繪技術結合地理資訊系統，依各類災害潛勢提供民眾進行定位搜尋參與平台互動，如土石流潛勢溪流、土壤液化區域、土地利用、地層及斷層分布、淹水潛勢圖（圖4）。

經由現代化空間測繪技術，如正射化光譜影像、數值地形、光達點雲及遙感衛星蒐集多時期空間資訊，配合二維影像辨識空間屬性資訊及三維環境幾何建構，

再結合地理資訊系統各類圖資（如：水系、道路、降雨分布、地震震源及地質條件等）針對災損區域進行整合分析，同時這些空間資訊可透過輸入物理模式或人工智慧學習模擬，經由時序推演各地區災害發生之潛適（Lin et al. 2021），以及可能之水災或震災來臨時災害規模、危損範圍及災戶數量，進而定義災防因應分級及災損程度預估（圖5）。

伍、應用案例說明

一、案例一：天然災害模擬與災損預估

（一）高精度淹水時序模擬

無人機測繪建構數值地形高程模型結合降雨強度規模，以此進行洪氾淹水潛勢分析，針對局部區域進行細部淹水模擬潛勢評估，可透過UAV蒐集空間高精細網



圖 4、臺灣潛勢災害地理資訊平台系統

（圖片來源：國家災害防救科技中心）

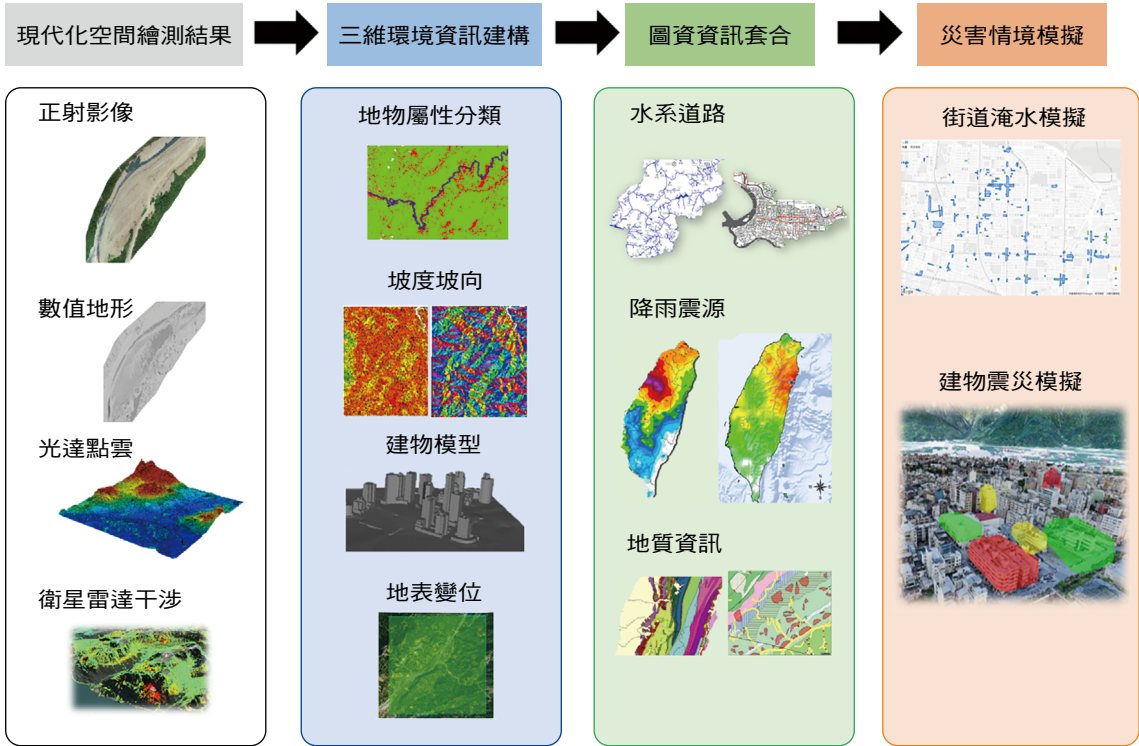


圖 5、應用現代化空間測繪技術於災害情境模擬與損害預估

（圖片來源：韓仁毓、林彥廷）

格之三維高程資訊，進行時序性淹水模擬演算，推估降雨於格網中淹水流向速度及深度（圖6），經統計淹水格網數量計算淹水範圍之面積，並同時加入淹水深度估算該範圍之淹水體積，依定量評估淹水損害範圍及危及程度。

由地面氣象雨量站觀測資料於三維數值高程模型中模擬淹水事件之時序演進，其中時序雨量與數值地形模型中積水

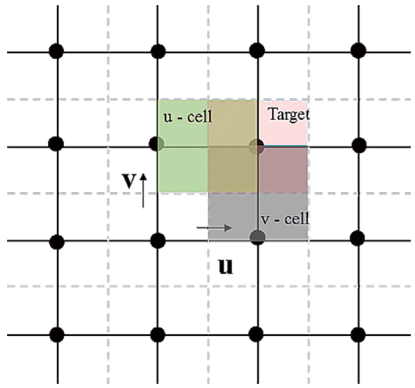


圖 6、流體雙向差分格網示意圖

（圖片來源：林彥廷）

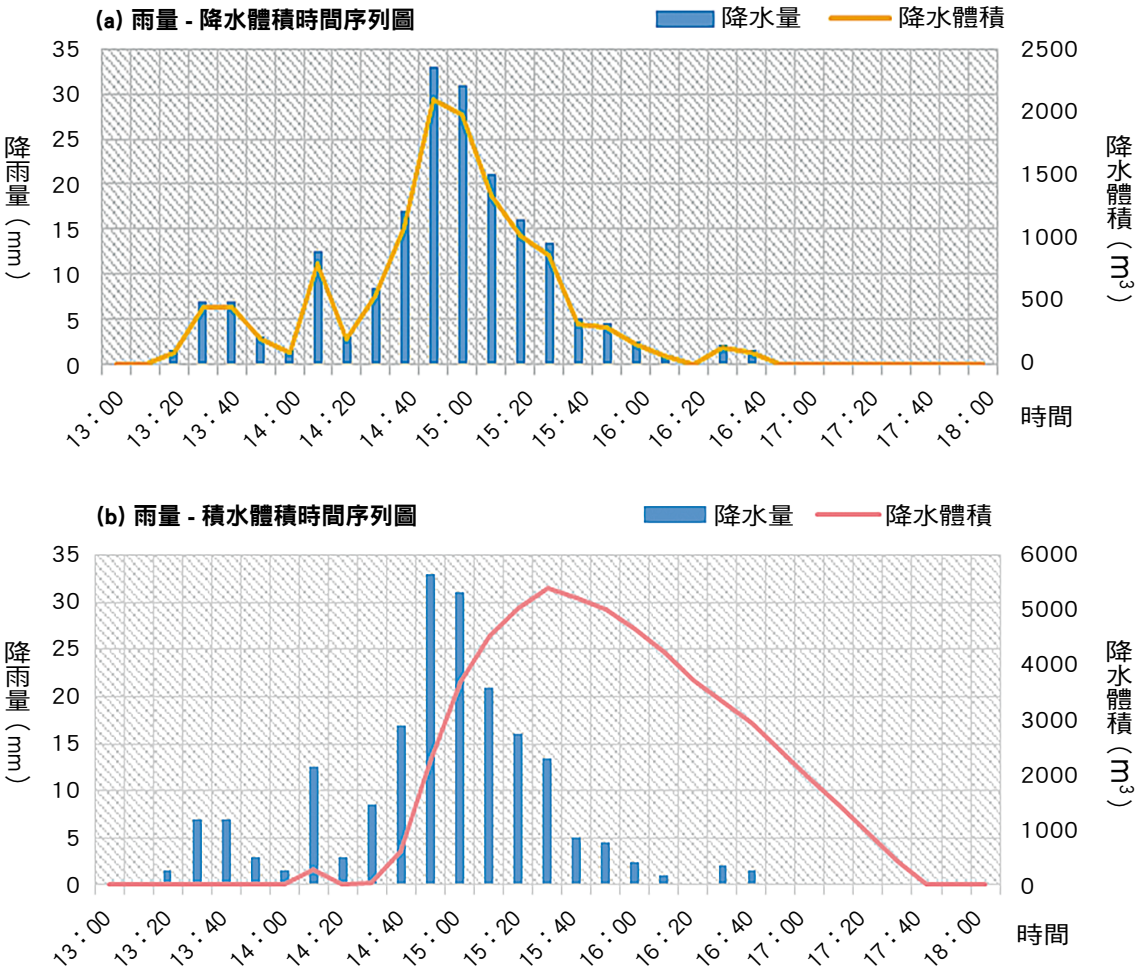


圖 7、雨量 - 降水 - 積水體積時間序列圖 (Lin et al., 2018)
(圖片來源：林彥廷、楊明德、韓仁毓)

體積序列圖如圖7所示。由一場午後大雷雨連續7小時降雨事件模擬，無人機測繪高解析數值地形資料能以次公尺空間解析度，提供各時刻降水及排水計算區域淹水

分布及量級，其成果如圖8。透過計算分析淹水範圍，可預先進行沿線交通管制及地下排水整治規劃，同時評估淹水區域範圍及潛勢受災戶別。

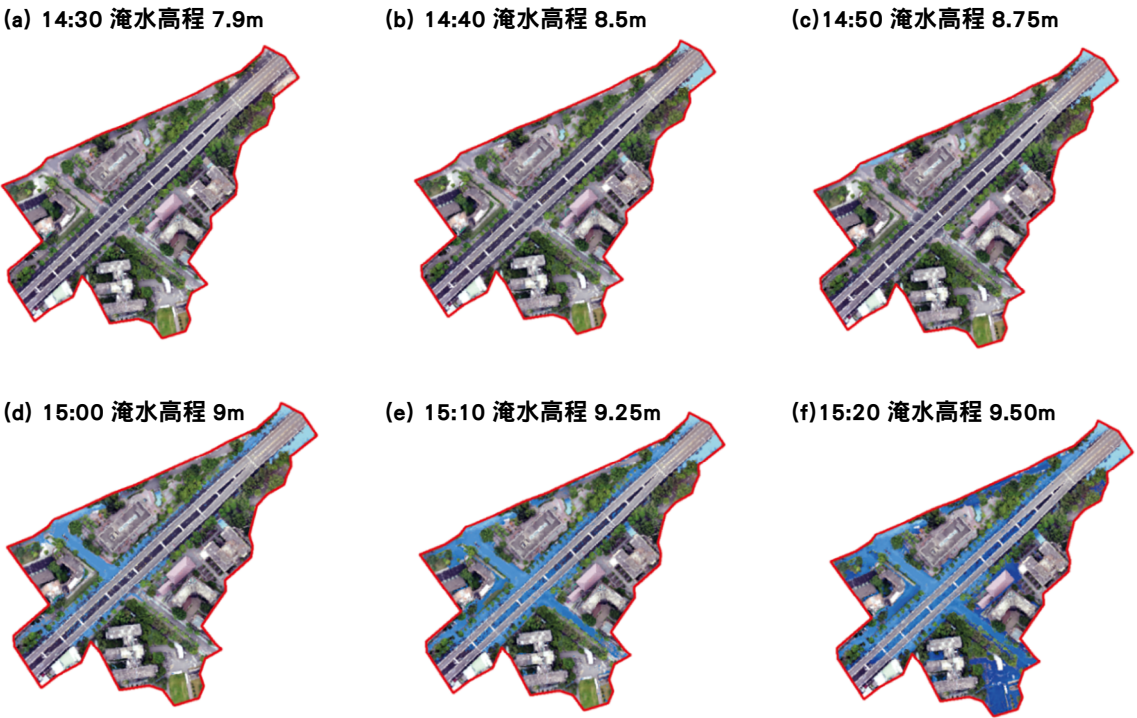


圖 8、應用 UAV 空間測繪高程模型之淹水時序模擬圖 (Lin et al., 2018)
(圖片來源：林彥廷、楊明德、韓仁毓)

(二) 大規模震災建物損壞模擬及影像辨識調查

現代化測繪技術建構區域模型資料庫可獲得包括建物位置、高度（樓層）、顏色、主要結構及容納人數（圖9），無人機影像辨識結合三維空間坐標資訊建物模型資料庫，能以建物模型構造因子進而估算耐震指標，其因子如平面及立面對稱性、軟弱層顯著性、變形程度、裂縫

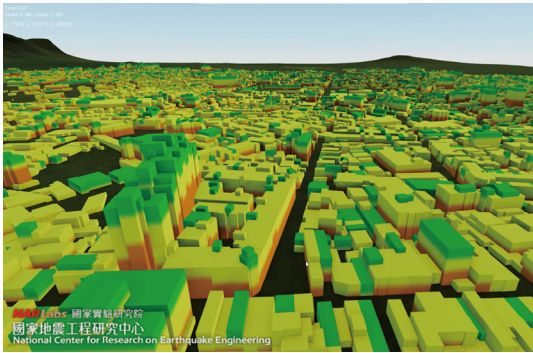


圖 9、區域建物模型資料庫
(圖片來源：國家地震工程研究中心)



圖 10、UAV 影像辨識房舍倒塌範圍

(圖片來源：國家地震工程研究中心)

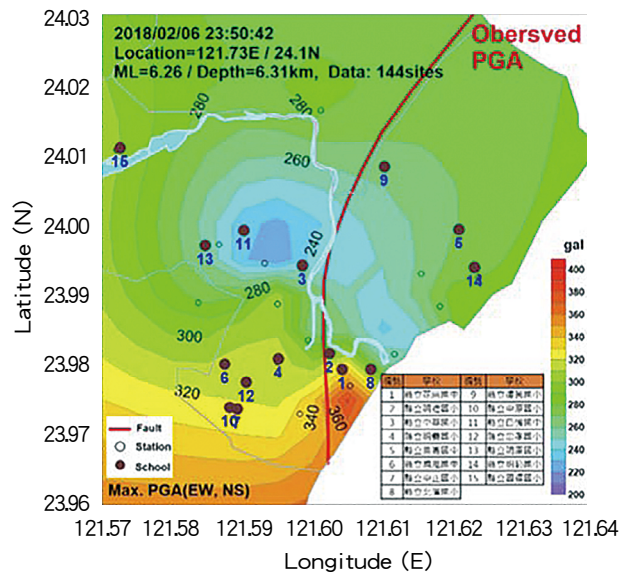


圖 11、地震震損地理資訊分級分析

(圖片來源：蔣佳懋)

鏽蝕滲水等程度、平面耐震性、短柱嚴重性等，經由耐震指標快速初篩建物之安全性，並針對耐震能力可能不足之結構物進行詳細評估。透過耐震係數計算獲得各棟建物在地震發生時之安全性，震災發生後利用遙測影像或無人機勘災影像辨識評估災損範圍（圖10），由影像所辨識災損位址及程度同步更新建物系統資料庫，結合地理資訊系統及地震震源分布，管理單位可快速獲得災區範圍、建物數量及其受災人數，同時結合疏散路網因應救災之規劃（圖11）。

二、案例二：無人機影像技術於水稻倒伏及農作物偵測分析

（一）高精度水稻倒伏災損分析

以無人機飛行任務拍攝成過建立正射鑲嵌影像，能以高解析度保存田間區域影像資料。如圖12的霧峰一甲水稻田無人機影像，勘查人員能以此高解析度影像初步掌握倒伏範圍。無人機影像經處理獲得數值地表模型（Digital Surface Model, DSM），能夠掌握影像範圍內每

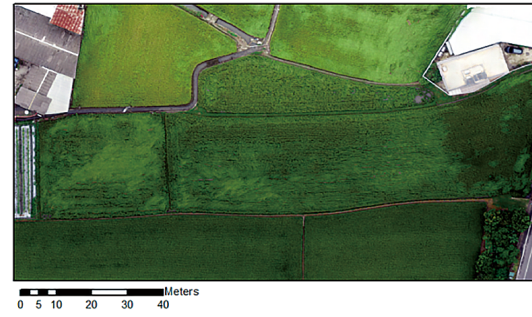


圖 12、水稻田倒伏區域正射鑲嵌影像

(攝影於2019年5月)

(圖片來源：楊明德、許鈺群)



圖 13、DSM 成果套疊於正射鑲嵌影像觀察倒伏程度

(圖片來源：楊明德、許鈺群)

一像素之三維空間資訊。以顏色呈現數值地表模型之高低起伏高程，由紅到綠代表高程由低到高（圖13），能清楚觀察此坵塊倒伏區域與倒伏程度。水稻倒伏區域會低於健康水稻區域20公分以上（Yang et al. 2017），以此為分界建立倒伏區域圖層，如圖14，除能快速掌握倒伏分佈外，亦能快速計算坵塊倒伏比例，此坵塊倒伏比例約57%。

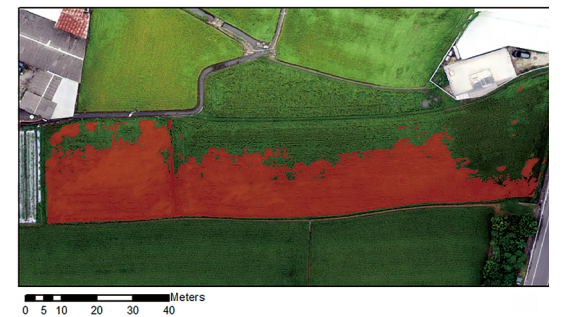


圖 14、DSM 成果分析倒伏分佈

(圖片來源：楊明德、許鈺群)

（二）大範圍水稻倒伏災損分析

以無人機空拍任務影像建置數值地表模型，可精準產製倒伏分析成果，然需要高重疊率影像與高解析度的無人機影像，導致無人機飛行任務時間長、影像處理時間長、運算量龐大，成本也較高，並不適用於大範圍農業災損分析，急需發展

另一高時效、低成本之無人機勘災模式。

AI影像分析模式能夠高速辨識災損區域，惟訓練過程需要大量影像與對應標記資料，並以多種萃取特徵強化分析目標之特徵，最後選用合適影像訓練模型與參數，訓練出AI災損評估模型。收集大量

(圖片來源：Shutterstock)

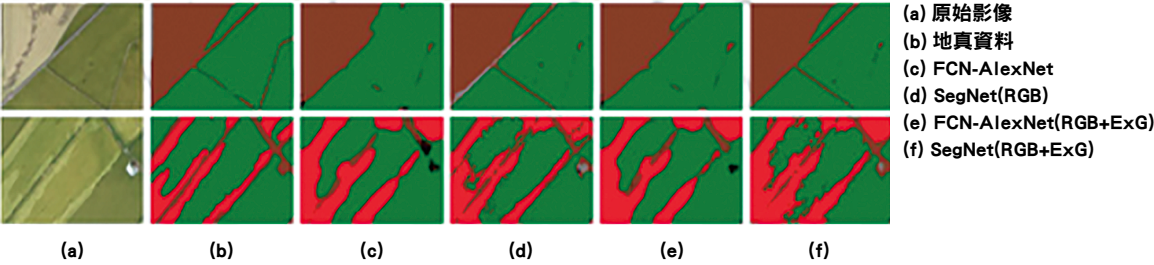


圖 15、AI 影像標記與推論成果

(圖片來源：楊明德、許鈺群)

災損影像資料後，在影像中標記所有災損區域與健康水稻區域（圖 15（a）空拍影像，（b）-（f）紅色為倒伏區域，綠色為正常水稻區域），以原始影像波段RGB與超綠指標（Excess Green Index, ExG）

為例，萃取出強化分類標的特徵。AI影像訓練模式選用以像素為基礎的影像分割模型SegNet與FCN-AlexNet，測試成果如圖 15，最佳表現具有高於90%準確率（Yang et al. 2020）。

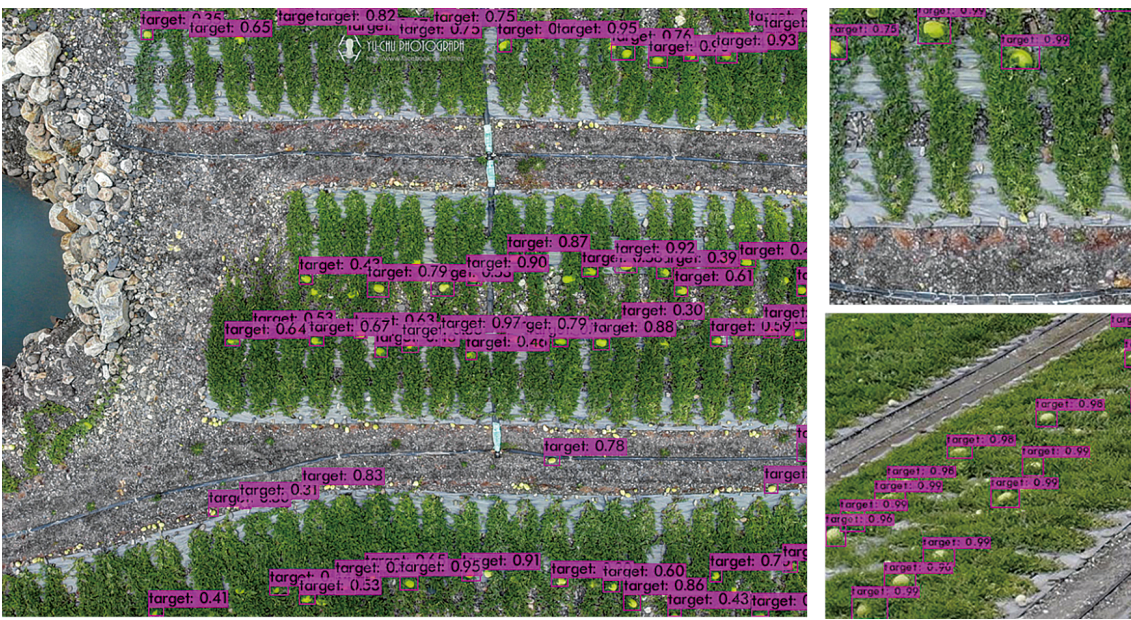


圖 17、無人機空拍影像農作果實分布偵測

(圖片來源：韓仁毓、林彥廷)

（三）應用影像辨識及追蹤災損農作物分布

確立辨識農作物種類如圖 16為蘋果，透過農作物影像蒐集，並圈選標示目標果實作為訓練樣本，此案例71張影像共4,000個樣本輸入YOLO辨識學習演算。當演算收斂輸出果實辨識偵測模型，將其應用於其他網路果實影像進行偵測，所偵測果實位置以紫色框幅標示，同時附上果實辨識之信心指數，當信心指數優於50%可正確且穩定獲得果實所在位址，此外亦可計算果實數量。圖 17利用YOLO演算建

構西瓜果實偵測模型，以無人機所拍攝農田影像進行大範圍西瓜果實偵測實驗，實驗成果顯示能在葉叢間有效偵測其果實分布，對於大面積農業監測提供具備產量管理應用。換言之，當豪雨災害過後亦可運用該演算分析方法，進行農損數量及位置面積估算。

陸、結論與展望

空間資料感測技術一日千里，可取代大量人力，在短時間內完成廣大範圍且精細的資料收集，而搭配漸次成熟的影像

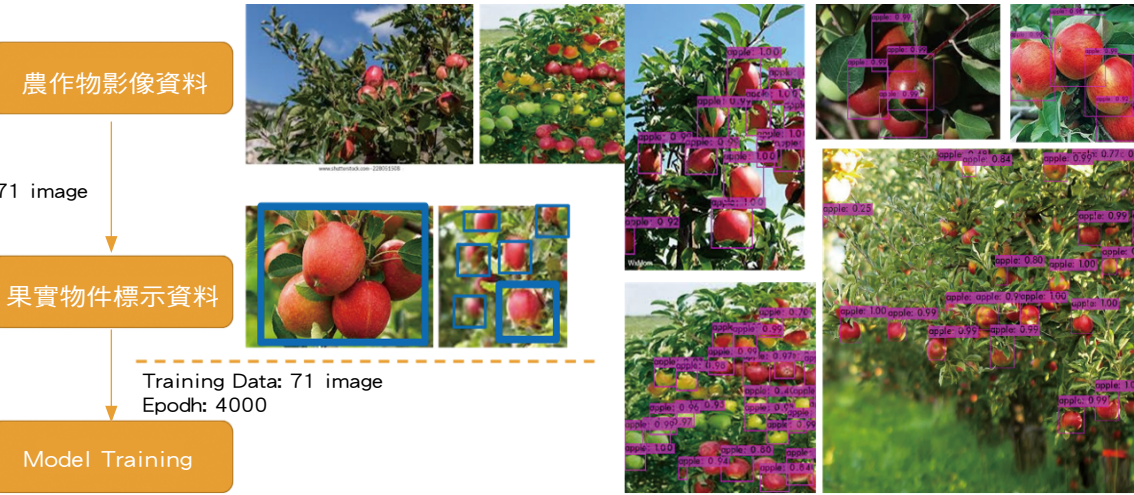


圖 16、農作果實影像標示與學習模型辨識偵測成果

(圖片來源：韓仁毓、林彥廷)

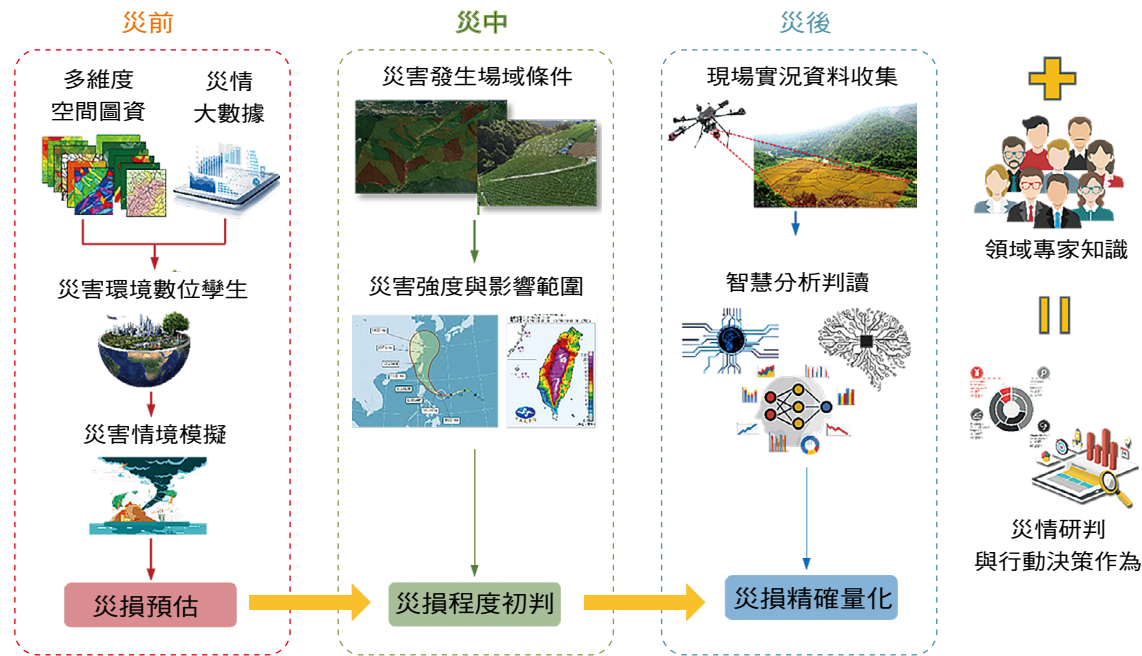


圖 18、現代化空間資訊科技運用於大規模災損評估技術架構

(圖片來源：韓仁毓、林彥廷)

處理與人工智慧科技，則可快速有效的分析無人機等載具所收集到的大量數據，提供自動化的定性與定量分析結果。此外，搭配多來源多維度空間資訊所建構之數位孿生，更可針對特定災害種類與區域進行模擬分析，預先掌握該區域受災害影響的潛在機率與耐受度。圖18展示利用空間資訊科技於大規模災損評估的完整技術架構，在災害發生前，透過預先模擬所有可能災害情境，可評估各區域在特定災害條件下的災損情況，而當災害發生當下，可

及時作為災損初判以及採取必要減災或調配機制之參考。最後在災害過後，透過現地資料的收集以及判讀分析，可對實際災損進行精確的量化分析，提供災後復原或補償等措施之科學化數據論證。

展望未來，要將上述之科學化災損評估方案落地實現，需朝下列幾項方向努力：首先在預先災損評估中，需能建立擬真化之災害情境數位孿生模型，這點可透過各項空間圖資整合與災害潛勢模擬技術來達成；其次，大量災情數據需能夠及時

處理並達到可靠的品質標準，因此建立基於大數據的智慧化高速資料處理技術以及標準化的分析流程為不可或缺的關鍵；第三，新的技術建構將導致額外的成本投入，然而現代化空間感測技術所收集的資料是完整且細緻的，因此在固定的收集成本下，應對所得之資料做最大化的運用，以提高及成本效益。最後，本文所提皆僅為災損評估之量化技術，需進一步結合各災損標的所涉及之各領域專業知識與經驗，才能夠在上述科學數據的支持之下，建立符合特定任務需求的災情判斷機制與行動決策作為。

參考文獻

- 林彥廷、徐若堯、韓仁毓，2020。次足跡全波形空載光達技術於河床粗糙度分析，中國土木水利工程學刊，第32期第6卷，第 541-548頁。
- 蔣佳德、林筱菁、林佳蓁、陳孟妘、鍾立來、黃世建，2018。臺灣校舍耐震補強暨0206 花蓮地震之校舍表現，中華民國第14屆結構工程及第4屆地震工程研討會，九月六至八日，台中，臺灣。
- Dhanachandra, N., Manglem, K., and Chanu, Y. J., 2015. Image segmentation using K-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm. Procedia Computer Science, 54, 764-771.
- Keuchel, J., Naumann, S., Heiler, M., and Siegmund, A., 2003. Automatic land cover analysis for Tenerife by supervised classification using remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 86(4), 530-541.
- Kang, X., Xiang, X., Li, S., and Benediktsson, J. A., 2017. PCA-based edge-preserving features for hyperspectral image classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(12), 7140-7151.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., and Chipman, J., 2015. Remote sensing and image interpretation, John Wiley

- and Sons, Hoboken, N. J.
- Lin, Y. T., Yang, M. D., Han, J. Y., Su, Y. F., and Jang, J. H., 2020. Quantifying flood water levels using image-based volunteered geographic information. Remote Sensing, 12(4), 706.
- Lin, Y.T., Chen, Y.K., Yang, K.H., Chen, C.S., and Han, J.Y., 2021. Integrating InSAR observables and multiple geological factors for landslide susceptibility assessment, Applied Sciences, 11(16): 7289.
- Richards, J. A., and Richards, J. A., 1999. Remote sensing digital image analysis, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New Delhi, India, 10-38p.
- Roska, T., and Chua, L. O., 1993. The CNN universal machine: an analogic array computer. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 40(3), 163-173.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A., 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 779-788.
- Yang, M.D., Haung, K.S., Kuo, Y.H., Tsai, H.P., and Lin, L.M., 2017. Spatial and spectral hybrid image classification for rice-lodging assessment through UAV imagery. Remote Sensing, 9(6), 583.
- Yang, M.D., Tseng, H.H., Hsu, Y.C., and Tsai, H.P., 2020. Semantic segmentation using deep learning with vegetation indices for rice lodging identification in multi-date UAV visible images. Remote Sensing, 12(4), 633.



(圖片來源：Shutterstock)