



前瞻科技與管理 12 卷 1 期，25-37 頁（2023 年 11 月）
Journal of Advanced Technology and Management Vol. 12, No. 1, pp. 25-37 (November, 2023)
DOI:10.6193/JATM.202311_12(1).0003

結合無人機遙測、人工智慧與邊緣運算之 水稻倒伏評估

楊明德^{1,2} 許鈺群^{3,*}

¹ 國立中興大學土木工程學系終身特聘教授

² 國立中興大學工學院院長

³ 國立陽明交通大學人工智慧普適研究中心博士後研究員

摘要

全球暖化影響日漸顯著，極端氣候下環境快速變遷並且頻繁釀災。水稻為臺灣最重要糧食作物，更是全球主要糧食作物。水稻倒伏災損直接影響農民生計，政府單位或保險業者派遣人力勘災的方法若能導入科技輔助，將能快速提升整體流程效率，因此政府立法嘗試以科技工具導入農業災損判定，讓受損農民加速獲得對應補助。本文介紹無人機多光譜遙測結合 AI 機器學習於邊緣運算裝置，辨識水稻倒伏範圍的高效率之動態勘災方法。使用機器學習模型識別水稻與倒伏狀況，以提供量化客觀勘災結果。動態勘災方法能節省大量金錢和時間，以提供低成本和更即時的災害評估。此技術未來能推展至大面積之水稻田管理與勘災應用，以發展為低成本且有效率的科學化工具。

關鍵詞：無人機多光譜影像、人工智慧、遙感探測、倒伏災損、動態勘災

* 通訊作者：許鈺群

電子郵件：davidrmfsltd@gmail.com

（收件日期：2023 年 2 月 21 日；修正日期：2023 年 5 月 25 日；接受日期：2023 年 8 月 28 日）



Lodging Assessment Using UAV Remote Sensing, Artificial Intelligence, and Edge Computing

Ming-Der Yang^{1,2}, Yu-Chun Hsu^{3,*}

¹Distinguished Professor, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

²Dean, College of Engineering, National Chung Hsing University

³Postdoctoral Researcher, Pervasive Artificial Intelligence Research (PAIR) Labs, National Yang Ming Chiao Tung University

Abstract

In recent years, the impact of global warming is becoming increasingly noticeable, and extreme weather is causing rapid and frequent environmental changes. Rice is Taiwan's most important crop and one of the world's major food crops. Rice lodging majorly affects the livelihoods of farmers, and the government has been attempting to introduce technological tools to help crop damage assessment, so eligible farmers can receive compensation more efficiently. This article introduces a highly efficient assessment method through unmanned aerial vehicle based on multispectral remote sensing and AI machine learning technology on edge computing devices to assess rice lodging. The machine learning model is capable of accurately inferencing rice paddies and lodging areas with the objective and quantifiable features. This assessment method can save significant amounts of time and money for the assessment of lodging damages. This technology has the potential to be applied to large-scale rice paddy management and disaster assessments cost-effectively.

Keywords: UAV multispectral image, artificial intelligence, remote sensing, lodging scouting, adaptive autonomous scouting

* Corresponding Author: Yu-Chun Hsu
E-mail: daviddrmfsld@gmail.com

壹、農業調查與勘災

一、農作物分布概況

農業為國家發展重要命脈，臺灣地處熱帶、亞熱帶，為多山島嶼，氣候溫暖、雨水豐沛，坐擁優良農業氣候與環境條件，滋養豐沃農產與深厚農業技術發展。農業發展提供了豐富的糧食資源，亦為保護臺灣環境的重要手段，能維護土地和生態平衡，並有助於提升臺灣在國際農業市場的競爭力。近年全球暖化影響日漸顯著，極端氣候下環境快速變遷，常態的乾旱與劇烈強風豪雨災害頻繁釀災。根據最近一期行政院農業委員會（2023）調查，2021 年臺灣農耕地面積 78.7 萬頃，全年農作物種植面積 73.5 萬公頃，作物種植面積中稻米為 22.4 萬公頃，雜糧 7.4 萬公頃，特用作物 3.0 萬公頃，果樹 18.0 萬公頃，蔬菜 14.2 萬公頃，花卉 1.4 萬公頃，牧草 1.3 萬公頃（如圖 1）。水稻為臺灣種植面積最大的農作物，占比超過實際農耕地總面積之 30%。

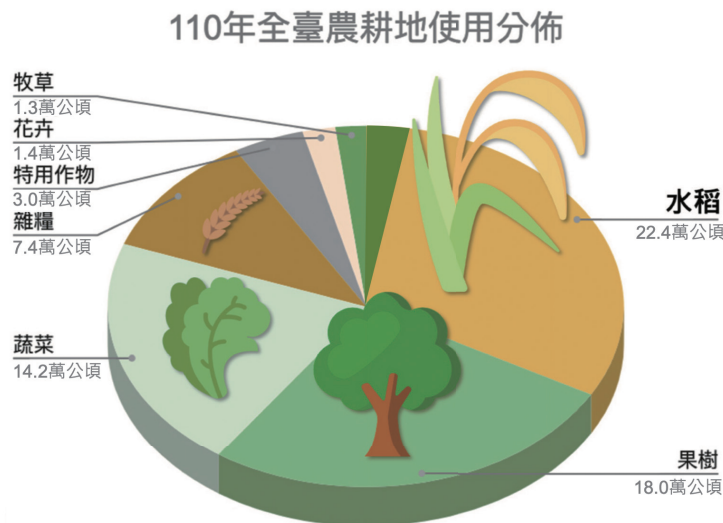


圖 1 水稻為臺灣種植面積最大之農作物

資料來源：行政院農業委員會（2023）。由作者繪圖。

農作物產能受環境影響嚴重，寒害、乾旱與豪雨都會對農作物造成嚴重災害。2021 年寒害影響全臺農業損失超過 150 億。以水稻為例，2022 年起受乾旱缺水相關因應政策影響，2022 年全年種植面積較近五年減少三萬公頃（行政院農業委員會，2023）。依據行政院農業委員會農糧署農作物災害損失統計資料，2013 至 2017 五年內臺灣中部地區水稻的災損面積每年平均約 9,800 公頃，占水稻生產面積的 12%（周巧盈、巫思揚、陳琦玲，2020）。2019 年 5 月 20 日降下豪雨，各主要農作區均陸續傳出農損災情，根據臺南市農業局統計，臺南市水稻倒伏受害面積約 194 公頃，單一災害損害達 6%（臺南市政府農業局農務科，2019）。水稻倒伏災害的發生，影響面積大（如圖 2）。



圖 2 水稻倒伏災損受災影響範圍大

資料來源：作者拍攝於霧峰，2020 年 10 月 26 日。

二、農業勘災與補助

國內農耕地常因嚴重的天然災害侵襲，造成大範圍的農作物災損區域與重大經濟之損失。農作物發生災害後，縣市政府開啟補助農民的經濟損失相關措施，需詳細評估災害對農作物造成的影響程度。現今災害對農作物損傷嚴重程度評估方式以人工現場勘查評估為主。勘災流程根據〈農業天然災害救助辦法〉（2022），包含初步災害評估、綜合調查和復查抽樣評估。鄉鎮公所必須於災後 3 天內進行初步災情評估，並在 7 日內完成全面災情調查並向縣政府報告。之後，鄉鎮公所必須在 2 週內進行抽樣調查，單一區塊水稻倒伏比例 20% 以上的水稻田被認定為須受補助之災害區域，且抽樣調查中必須達成準確率 90% 以上才可發放補償金，總期程至少需要 2 週，較長可能耗時大約 1~2 個月才能完成。期間稻田無法整理與翻種，直接左右田主整期農作的收穫。

政府單位派遣勘查小組前往災區進行農業災損面積判定，並依此判定結果決定是否通過申請災損補助。然而，在災害勘察面臨兩個重大問題：第一為牽制於自然環境限制，臺灣農戶平均耕地規模僅約 0.72 公頃（行政院農業委員會，2023），土地分布零碎。災後受損範圍與農戶數量龐大，動員眾多的勘災成員前往災區巡視須花費數週甚至數月的審查時間，造成花費高昂的人力與時間成本；第二為目前的災害補償認定皆為人為判定，其過於主觀並易造成爭議，因此急需客觀的量化工具協助判定災損情況，以降低爭議的產生。基於前述問題，遙感探測與人工智慧結合的新型解決方案，能疏通農業災損勘查所耗費高昂的人力與時間成本等瓶頸，實務落地過程須與相關法規配套措施相輔相成。

三、農業保險制度推行

因全球暖化造成氣候環境之劇烈變遷使農業生產之風險加劇，近 15 年農業損失平均每年約 124 億。農委會自 1990 年起辦理〈農業天然災害救助辦法〉（2022），以臺灣主要糧食作物水稻為例，稻米因天然災害受損面積達 20% 以上，中央主管機關得依受損區域現場勘查結果評估，其救助額度為每公頃 1.8 萬元。每年現金救助金額約 32 億元，占整體農業損失 25%，農民負擔 75%。

由於勘災常因大量人力調度與流程耗時，災損影響日漸加劇。依 2019 年修正之〈農產業天然災害救助作業要點〉（行政院農業委員會，2019），對已屆採收期作物需即時復耕作物等優先實施勘查，以攝影、照相或數位化工具先行影像存證，另得以科技工具輔助勘查，作為後續核予救助金之佐證資料。遙感探測、物聯網裝置與人工智慧等勘災模型始能依農保相關法規，承認勘災輔助工具判定之成果。

目前臺灣實際執行之農損辨識之程序仍以人工現地判釋為主。依賴政府預算支應的災害救助已不足以保障農民的收益。《農業保險法》（2020）於 2020 年通過，民間保險業者配合推出農業保險產品。農糧產業部分，已開辦實損實賠型、政府災助連結型、收入保障型、區域收穫型及氣象指數型保單。其中實損實賠型保單與勘災補助政策精神相符，根據實際農作物受損情形給付理賠。實損實賠型保單勘災仍以人力現場巡查判定為主，依〈農業天然災害救助辦法〉（2022）規定，主管機關於天然災害發生後七日內，得視農業損失程度，將救助地區及品項報請中央主管機關依農業天然災害現金救助項目及額度公告辦理現金救助及低利貸款。

政府災損補助或民間之農業保險推動，因土地面積廣大、礙於時間和人力限制，所有評估均通過估算和隨機抽樣進行而非普查，容易造成災害評估帶有主觀判定爭議等問題，不規則受損農田難以透過人為精準計算受損面積。受災害影響的農民必須在評估過程中保存證據，至少在 2 週內不可復耕或做適宜之處理，影響農民農損處置及後續生計。搭配成熟的配套法規與保險制度，透過遙感探測方法，如無人機影像辨識與人工智慧技術可提供科學證據，精確計算受損農地面積，全面且有效率地協助評估農業災損且加速補助進程（M.-D. Yang, Huang, Kuo, Tsai, and Lin, 2017）。

貳、遙感探測、AI 與邊緣運算技術應用

一、遙感探測技術

遙感探測（Remote Sensing）是透過特定工具自一段距離，以非直接接觸物體的方式，紀錄和檢測資料的技術。遙感探測技術中，遙測衛星是遙感探測技術常見儀器，從星載衛星感測器透過電磁波對於地表農作物反射光譜分析其現狀，可以改善傳統的人工評估方法並提高效率。衛星遙測感測器受空間、時間、輻射與光譜解析力的限制，牽制對影像的判別能力，例如雲層多寡會限制光學衛星影像的獲取地表光譜反射資訊之能力。

近年來，快速發展之無人機具有高解析力與靈活的機動性。無人機遙測技術相對傳統的航空影像遙測任務，對於區域監測來說無人機更具機動性。無人機能在多雲條件下飛行（Zheng et al., 2020），搭配高空間解析力感測器，不僅能及時取得農作物資訊，也能提升辨識準確率，獲取更精細的分析成果。

二、AI 人工智慧導入智慧農業與災損辨識

無人機搭載高解析力感測器的遙感探測分析模式，已為精準農業（Precision Agriculture）落地實踐往前邁進。國際學術領域應用無人機於精準農業領域（Prošek and Šimová, 2019），融合不同感測器獲取之空間特徵，包含多光譜和可見光波段透過運動回復結構（Structure from Motion）計算三維資訊，用於灌木叢植分類，並比較其準確性。Komárek, Klouček, and Prošek（2018）使用低空航空測量獲得的可見光、多光譜和熱影像的融合土地覆蓋和植被類型的詳細分類，研究證明了無人機獲得的熱量和高度數據對土地覆蓋和植被類型分類的貢獻。Lu and He（2017）利用無人機獲取的影像在加拿大的混合草地進行物種分類，無人機獲取其高空間分辨率影像，可用於研究細小草原物種組成重要的數據來源，辨識在生態和經濟上重要的物種並研究其物候特徵。更多精準農業應用如灌溉排程、土壤紋理、排水系統、植物生長成熟度分析、產量分析、除草殺蟲劑噴灑範圍等分析。

各項精準農業相關研究主要利用無人機搭載可見光、多光譜、高光譜與熱像感測器收集地面反射光譜資訊，配合 GNSS（Global Navigation Satellite System）或 DGNS（Differential Global Navigation Satellite System）導航衛星系統，計算出具有空間資訊之水分、土壤、植生指標、影像紋理等多項特徵，更可結合影像數值地形模型（Digital Surface Model）的建置，演算植被於地表高程分布或計算植體高度資訊（C.-Y. Yang et al., 2020），產製可協助精準農業各項應用需求的資訊。

災損辨識遙測方法上，M.-D. Yang et al.（2017）使用無人機影像結合空間與光譜資訊之分類方法，對水稻倒伏的分類準確率為 96.17%。Chu, Starek, Brewer, Murray and Pruter（2017）基於無人機影像，製作三維冠層高度模型，根據高度百分位數與預設閾值檢測玉米倒伏嚴重程度。作者團隊開發倒伏指數以自動呈現收穫後玉米倒伏和產量影響的嚴重程度。Liu et al.（2018）將熱紅外圖像與無人機影像相結合辨識倒伏水稻，其漏授與誤授率均低於 10%。

人工智慧之深度學習技術發展在遙測之農業應用中具有顯著成果（Kamilaris and Prenafeta-Boldú, 2018），通過融合兩個反向傳播（Backpropagation）神經網絡和獨立的遞迴神經網絡（Independently Recurrent Neural Network）開發預測模型，用於水稻產量預測。Wang, Li, Liu, Li, and Zhang（2020）提出深度學習和深度相機組合解決方案，以提高無人機環境感知和自主避障能力。Lee, Yang, Tseng, Hsu, Sung, and Chen（2023）透過單次多框偵測器（Single-Shot Detector）類神經網路架構評估青花菜空間分布，證實無人機以單株尺度監測植物生長有助於精準農業決策，以降低與殺蟲劑、化肥和勞動力相關的成本。國際上應用無人機於農作物生長過程與環境監測已逐漸普及落地，但無人機之農損即時辨識技術仍屬待開發階段。Tian, Ban, Yuan, Ji, Ma, and Li（2021）以無人飛行載具（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）遙測影像之可見光與多光譜波段透過光譜特徵轉換評估水稻倒伏情形。研究中，加入影像幾何特徵處理演算法能強化可見光災損評估準確率至 90%。M.-D. Yang, Tseng, Hsu, and

Tsai (2020) 將深度學習應用於無人機影像，以估計大面積稻田中的水稻倒伏。然而，目前災損辨識仍多屬於無人機拍攝後之影像後續處理，在即時性影像辨識方面持續發展。

三、邊緣運算技術與災損辨識

災害發生後，能越迅速評估災損情形，越能為政府、保險業者與農民爭取更多反應時間與作為。遙測輔助決策之災損辨識模式多為離線作業，需要高運算能力之硬體設備異地處理數據與資訊，無人機上目前並無搭載倒伏辨識邊緣運算軟硬體之產品。Mardanisamani et al. (2019) 提出基於遷移學習分類的深度卷積神經網絡架構，此架構在參數量減少的大同時取得了可信的結果。本架構能部署在低成本的硬件上，能作為即時應用情境之參考架構。

隨著邊緣計算設備和技術的發展，研究始能較即時處理數據，而非透過雲端平臺模式上傳與下載。Satyanarayanan (2017) 使用圖形處理器 (Graphics Processing Unit) 與邊緣處理器，建立高度使用性之情境，使無人機操控人員能夠在邊緣端快速獲得數據分析成果。邊緣計算已應用於農作物監測應用。Vasisht et al. (2017) 使用邊緣運算技術創建一種新型精準農業平臺 FarmBeats，從無人機感測器收集數據並即時處理，以實現精準農業技術。如圖 3 所示，邊緣運算節點與無人機感測器提供優勢包括高機動性、簡單、交互性和響應度。此外，邊緣運算模式針對特定使用場景簡化類神經網路，如針對災損影像辨識模型之類神經網路簡化，提升邊緣運算效率。而雲端系統架構需要面臨高通訊延遲和資料複雜性的挑戰，難以高效率即時獲取分析與辨識成果。

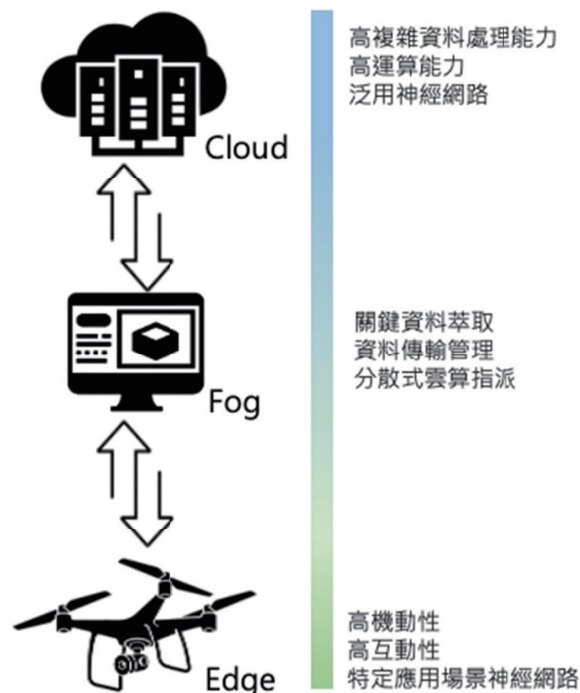


圖 3 邊緣運算架構與雲端架構比較

資料來源：作者自行研究整理。

本文技術介紹中，將邊緣運算節點與感測器串接，作為開發高效水稻倒伏評估方法的參考案例。其科學突破性為無人機即時性的影像辨識應用於農作物損害辨識，並以實際水稻田倒伏農損為模擬標的。透過大量無人機農地影像，訓練辨識水稻田倒伏農損的影像辨識模型，並寫入微電腦中，以邊緣計算在無人機的微型電腦上執行即時影像辨識，無需上傳雲端平臺或花費長時間於本地端處理影像。辨識成果能夠提升安全性並增加勘災流程之效率，以多種航高評估獲取最適空間解析力資料，以加速無人機自動化高效率勘災情境實踐。

參、邊緣運算技術輔助無人機勘災實例與效益

本技術基於邊緣運算與機器學習模式發展之無人機即時影像辨識，並將此技術應用於農作物損失評估，以實際水稻田倒伏農損範圍調查為應用案例示範，評估其附帶效益。本技術先透過機器學習訓練大量水稻影像與水稻倒伏受損影像，建立一水稻倒伏的農損影像辨識模型，並將此影像辨識模型載入微電腦裝載於無人機上。無人機系統滯空時間對於任務效率有直接影響，本落地試驗模擬在電池電量限制下能以最高效率完成災損任務勘查。

Zhao et al. (2019) 使用深度學習類神經網絡之 UNet 架構辨識水稻倒伏，結果顯示在可見光和多光譜的戴斯係數 (Dice Coefficient) 分別達到 0.94 和 0.93。Su, Wang, Xu, Gao, and Kong (2022) 以無人機影像資料為基礎，為水稻倒伏建立兼容 DenseNet (Huang, Liu, van der Maaten, and Weinberger, 2017) 與 UNet 優點之 LodgeNet，研究中試驗場域能大幅提升辨識準確率。Q. Yang, Shi, Han, Zha, and Zhu (2019) 比較植生指標前處理強化特徵和基於卷積神經網絡 (Convolutional Neural Network) 的方法在利用 UAV 影像估算水稻穀粒產量的成熟階段的表現。M.-D. Yang, Tseng, et al. (2020) 應用深度學習之影像分割模型估算大面積水稻田中的倒伏情況，其中 FCN-AlexNet 和 SegNet 等語義分割網絡顯示具有較低的延遲時間，大約比最大概率方法快 10~15 倍，且具有較低的誤判率。

為獲高品質災損辨識成果，作者團隊曾使用由 Lo, Hang, Chan, and Lin (2019) 開發的非對稱卷積網絡 (Efficient Dense modules with Asymmetric convolution network, EDANet) 實踐災損影像辨識以檢測水稻倒伏。EDANet 的網絡架構如圖 4 所示，由三個主要部分組成，包括三個降採樣區塊，兩個 EDA 區塊，兩區塊個別由 5 和 8 個 EDA 模組組成。最後以一個投影層輸出辨識成果。此模型設計受 DenseNet 啟發，以密集連接 EDA 模組與特定的非對稱卷積技術，EDANet 的性能優於許多最先進的類神經網路，達效率高與低計算成本，並有輕量模型的優勢，故使用 EDANet 作為災損辨識即時時語義分割網絡，並部署於邊緣運算裝置。

無人機多光譜影像資料輸入 EDANet 後，透過學習類神經網路權重模型，訓練模型成為特定使用場景適用模型，利於輕量化邊緣運算設備部署與執行。本文介紹 AI 模型透過高解析度原始影像上之水稻田標記辨識後，每像素均有對應類別之地真資料，模型學習後能針對此些類別分類，建立遙測影像分類模式。水稻田災損場景常見之地面物包含水稻田、倒伏區、裸露土與背景（如建物、道路等），此模型能輸入無人機多光譜遙測影像，並針對每像素給予對應類別之分類成果，分類成果可視化如圖 5 所示。

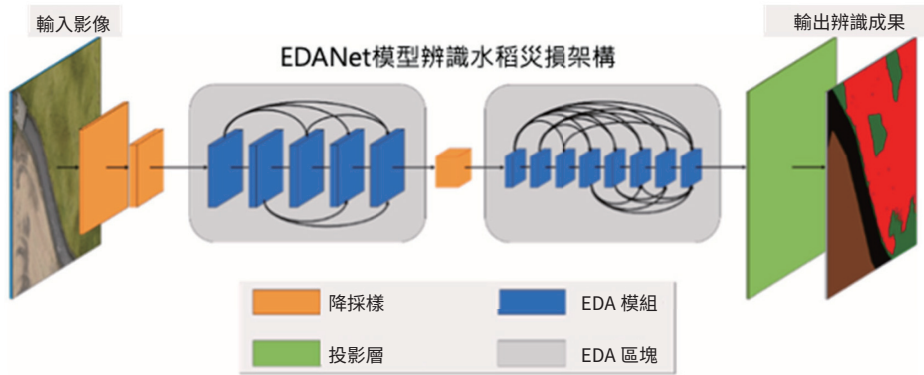


圖 4 EDANet 辨識水稻與災損水稻之模型架構

資料來源：M.-D. Yang, Boubin, Tsai, Tseng, Hsu, and Stewart (2020)。

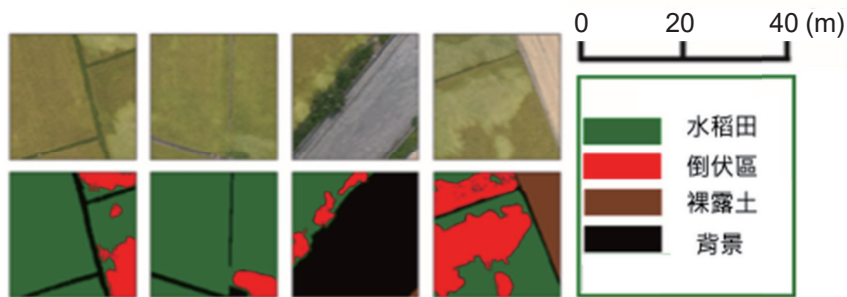


圖 5 災損區域 AI 影像辨識

資料來源：作者自行研究整理。

搭載同樣感測器與邊緣運算設備條件下，無人機載具具有相似的飛行滯空時間。不同的航高飛行具有對應的優劣（如圖 6）。較高航高的飛行能夠涵括較大面積的影像收集，對於指定區域執行任務能快速完成，但其空間解析度相較於低空的影像收集低，對於災損區域辨識模型不利，難以精準評估其災損範圍。低航高的任務能夠獲取高解析度的光譜影像資料，但相較於高航高飛行須耗費更多時間才能完成任務，對於災損調查的速度不利。邊緣運算模式導入能兼顧兩者優勢，獲取最高效率之飛行任務。飛行任務先以高航高（如離地 200 公尺）大面積巡視並以邊緣運算設備辨識其可能災損區域，動態設計針對災損區域之飛行任務以低航高（如離地 50 公尺）獲取精準災損區域辨識成果，能高效率且精準評估大面積受災損區域現況。高空巡航、低空偵測與動態飛行任務方式間相對優勢如表 1 所示。

實際透過邊緣運算執行動態航高辨識災損區域之流程示意圖（如圖 6）。當進行高航高無人機空拍時，空拍影像即進入微型電腦邊緣運算裝置中，執行即時影像辨識，判斷出水稻田倒伏區域並初步計算農損範圍（如圖 7），以便即時掌握農損狀況作為動態航高調整範圍參照。接著透過邊緣運算方式重新給定低空飛行任務範圍，以邊緣計算執行高空間解析度之即時災損影像辨識。本模式無須將影像資料上傳雲端，具有較高效率、資訊安全性、與低量傳輸之優勢，可快速完成災損判釋流程。

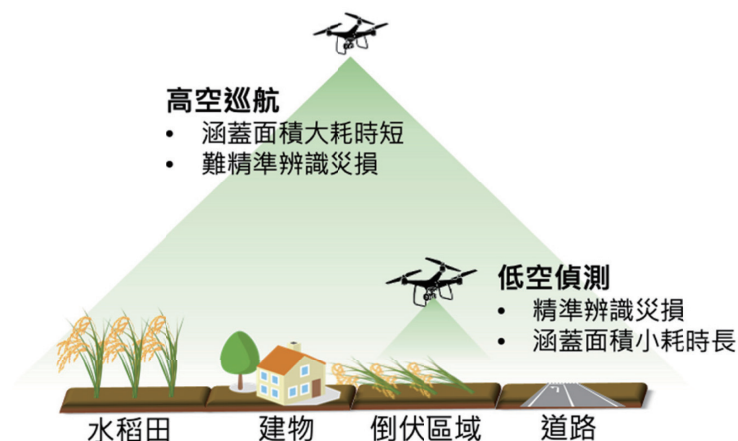


圖 6 不同航高勘災任務之優劣

資料來源：作者自行研究整理。

表 1 無人機勘災模式相對效益比較

項目	單張影像 涵蓋面積	影像運算 方式	災損區域地 面解析力	災損區域 取樣時間	災損區域 勘查效率	災損辨識 準確率
高空巡航	大	離線運算	低	短	高	低
低空偵測	小	離線運算	高	長	低	高
動態飛行任務	大	邊緣運算	高	短	高	高

資料來源：作者自行研究整理。

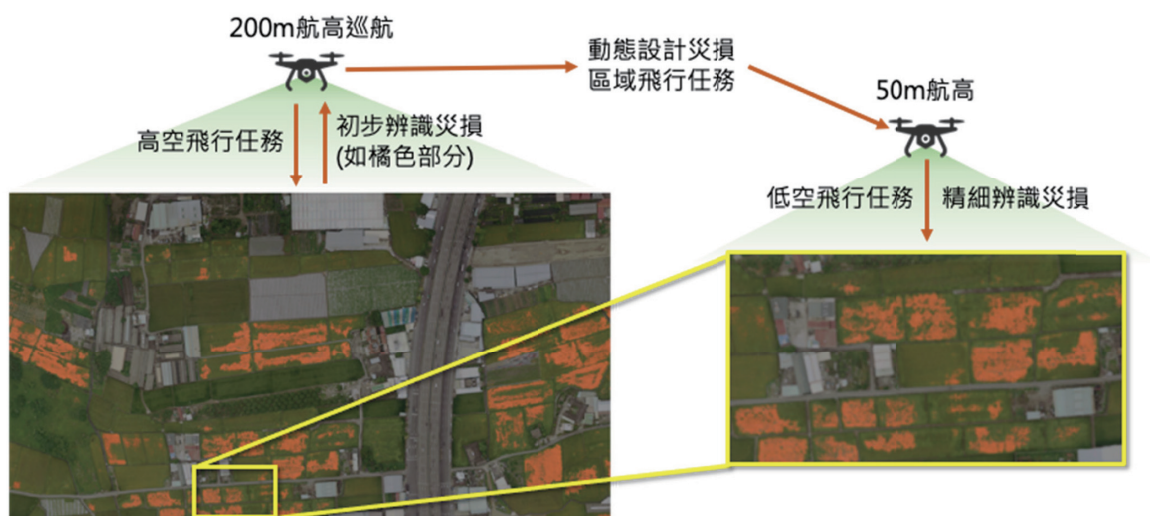


圖 7 動態邊緣運算飛行任務執行示意圖

註：橘色部分為初步計算農損範圍。

資料來源：作者自行研究整理。

肆、結論

本文介紹使用 AI 機器學習和無人機推論水稻倒伏範圍的高效率的動態勘災方法。機器學習模型有超過 90% 的水稻判釋準確率，及超過 85% 的水稻倒伏判釋準確率，可提供量化之客觀標準。透過邊緣運算之動態監測，利用高航高監測整體範圍之水稻區域，再鎖定倒伏區域進行低航高監測任務，倒伏判識準確度能提升至 99.25%，減少 35% 以上的空拍時間。此動態勘災方法能節省大量金錢和時間，已有在倒伏勘災評估案例與經驗，以提供低成本和即時的災害評估成果。高效率的無人機動態水稻倒伏勘災，未來可將影像辨識模型擴展，加入多種作物進行模型訓練，進行即時作物物種分類辨識，並進行多種不同作物之不同型態災損評估。此外若可規劃為常態化拍攝，能建置長期的作物災損資料庫，提供農業保險之理賠機制風險評估分析資料。本技術可開發為一模組化的演算技術，套用於市面現有不同規格的無人機，拓展商業應用價值。

水稻不只為臺灣重要農作物，更是全球前四項主要糧食作物，為地球糧食供應的必要來源之一。當今政府立法嘗試以科技工具導入農業災損判定上，為利益良善之農民保障政策，能讓應獲補助之農民加速獲得對等補助。量化的方法為重要的補助條件。政府單位或保險業者派遣人力勘災的方法期望能導入更快速的科技，本文提出之方法流程能作為高效率勘災之參考依據，能更快速提升整體流程效率。此技術可應用的對象包括農業從業人員、農業相關管理單位、無人機硬體軟體開發廠商、農業保險公司、農藥肥料公司等。此技術未來可進行模組化，應用至多機拍攝，甚至推廣至東南亞大面積之水稻田管理及勘災應用，在經濟效益上可節省大量人力資源之投入，發展為具有科學化且低成本的有效工具。

參考文獻

- 行政院農業委員會，2019 年 6 月 4 日，〈農產業天然災害救助作業要點〉，農糧字第 1081060276A。
- 行政院農業委員會，2023 年 3 月 8 日，〈農業經營現況〉，《行政院》，<https://www.ey.gov.tw/state/CD050F4E4007084B/0ededcaf-8d80-428e-96b7-7c24feb4ea0d>（瀏覽日期：2023 年 9 月 13 日）。
- 周巧盈、巫思揚、陳琦玲，2020，〈無人飛行載具之航拍影像應用於水稻倒伏災損判釋〉，《臺灣農業研究》，69（1），頁 25-45。doi:10.6156/JTAR.202003_69(1).0003
- 〈農業天然災害救助辦法〉，2022 年 5 月 20 日。
- 《農業保險法》，2020 年 5 月 27 日。
- 臺南市政府農業局農務科，2019 年 5 月 21 日，〈臺南市地區災害防救計畫：0520 豪雨水稻損害程度 6%〉，《臺南市政府防災資訊服務網》，https://web.tainan.gov.tw/publicdisaster/News_Content.aspx?n=21181&s=4363259（瀏覽日期：2023 年 2 月 3 日）。
- Chu T., Starek M. J., Brewer M. J., Murray S. C., and Pruter L. S., 2017, "Assessing Lodging Severity over an Experimental Maize (*Zea mays* L.) Field Using UAS Images," *Remote*

Sensing, 9(9), 923. doi:10.3390/RS9090923

- Huang G., Liu Z., van der Maaten L., and Weinberger K. Q., 2017, "Densely Connected Convolutional Networks," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 2261-2269. doi:10.1109/CVPR.2017.243
- Kamilaris A., and Prenafeta-Boldú F. X., 2018, "Deep Learning in Agriculture: A survey," *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 70-90. doi:10.1016/j.compag.2018.02.016
- Komárek J., Klouček T., and Prošek J., 2018, "The Potential of Unmanned Aerial Systems: A Tool Towards Precision Classification of Hard-to-Distinguish Vegetation Types?" *International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation*, 71, 9-19. doi:10.1016/j.jag.2018.05.003
- Lee C.-J., Yang M.-D., Tseng H.-H., Hsu Y.-C., Sung Y., and Chen W.-L., 2023, "Single-Plant Broccoli Growth Monitoring Using Deep Learning with UAV Imagery," *Computers and Electronics in Agriculture*, 207, 107739. doi:10.1016/j.compag.2023.107739
- Liu T., Li R., Zhong X., Jiang M., Jin X., Zhou P., Liu S., Sun C., and Guo W., 2018, "Estimates of Rice Lodging Using Indices Derived from UAV Visible and Thermal Infrared Images," *Agricultural and Forest Meteorology*, 252, 144-154. doi:10.1016/j.agrformet.2018.01.021
- Lo S.-Y., Hang H.-M., Chan S.-W., and Lin J.-J., 2019, "Efficient Dense Modules of Asymmetric Convolution for Real-Time Semantic Segmentation," in *MMAsia '19: Proceedings of the ACM Multimedia Asia*, New York, NY: Association for Computing Machinery, 1-6. doi:10.1145/3338533.3366558
- Lu B., and He Y., 2017, "Species Classification Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Acquired High Spatial Resolution Imagery in A Heterogeneous Grassland," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128, 73-85. doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.03.011
- Mardanisamani S., Maleki F., Kassani S. H., Rajapaksa S., Duddu H., Wang M., Shirtliffe S., Ryu S., Josuttes A., Zhang T., Vail S., Pozniak C., Parkin I., Stavness I., and Eramian M., 2019, "Crop Lodging Prediction from UAV-Acquired Images of Wheat and Canola Using a DCNN Augmented with Handcrafted Texture Features," in *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 2657-2664. doi:10.1109/CVPRW.2019.00322
- Prošek J., and Šimová P., 2019, "UAV for Mapping Shrubland Vegetation: Does Fusion of Spectral and Vertical Information Derived from A Single Sensor Increase the Classification Accuracy?," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 75, 151-162. doi:10.1016/j.jag.2018.10.009
- Satyanarayanan M., 2017, "The Emergence of Edge Computing," *Computer*, 50(1), 30-39. doi:10.1109/MC.2017.9
- Su Z., Wang Y., Xu Q., Gao R., and Kong Q., 2022, "LodgeNet: Improved Rice Lodging Recog-

- nitition Using Semantic Segmentation of UAV High-Resolution Remote Sensing Images,” *Computers and Electronics in Agriculture*, 196, 106873. doi:10.1016/j.compag.2022.106873
- Tian M., Ban S., Yuan T., Ji Y., Ma C., and Li L., 2021, “Assessing Rice Lodging Using UAV Visible and Multispectral Image,” *International Journal of Remote Sensing*, 42(23), 8840-8857. doi:10.1080/01431161.2021.1942575
- Vasisht D., Kapetanovic Z., Won J., Jin X., Chandra R., Kapoor A., Sinha S. N., Sudarshan M., and Stratman S., 2017, “FarmBeats: An IoT Platform for Data-Driven Agriculture,” in *Proceedings of the 14th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI '17)*, Berkeley, CA: USENIX Association, 515-529.
- Wang D., Li W., Liu X., Li N., and Zhang C., 2020, “UAV Environmental Perception and Autonomous Obstacle Avoidance: A Deep Learning and Depth Camera Combined Solution,” *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105523. doi:10.1016/j.compag.2020.105523
- Yang C.-Y., Yang M.-D., Tseng W.-C., Hsu Y.-C., Li G.-S., Lai M.-H., Wu D.-H., and Lu H.-Y., 2020, “Assessment of rice developmental stage using time series UAV imagery for variable irrigation management.” *Sensors*, 20(18), 5354. doi:10.3390/s20185354
- Yang M.-D., Boubin J. G., Tsai H. P., Tseng H.-H., Hsu Y.-C., and Stewart C. C., 2020, “Adaptive Autonomous UAV Scouting for Rice Lodging Assessment Using Edge Computing with Deep Learning EDANet,” *Computers and Electronics in Agriculture*, 179, 105817. doi:10.1016/j.compag.2020.105817
- Yang M.-D., Huang 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. doi:10.3390/rs9060583
- 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. doi:10.3390/rs12040633
- Yang Q., Shi L., Han J., Zha Y., and Zhu P., 2019, “Deep Convolutional Neural Networks for Rice Grain Yield Estimation at the Ripening Stage Using UAV-Based Remotely Sensed Images.” *Field Crops Research*, 235, 142-153. doi:10.1016/j.fcr.2019.02.022
- Zhao X., Yuan Y., Song M., Ding Y., Lin F., Liang D., and Zhang D., 2019, “Use of Unmanned Aerial Vehicle Imagery and Deep Learning UNet to Extract Rice Lodging,” *Sensors*, 19(18), 3859. doi:10.3390/s19183859
- Zheng H., Zhou X., He J., Yao X., Cheng T., Zhu Y., Cao W., and Tian Y., 2020, “Early Season Detection of Rice Plants Using RGB, NIR-G-B and Multispectral Images from Unmanned Aerial Vehicle (UAV),” *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105223. doi:10.1016/j.compag.2020.105223