

無人飛行載具應用於精準施肥技術

作者：黎凱允（愛沙尼亞生命科學大學 初級研究員暨兼任講師） 電話：0921-235186

前言

依據 Bioscience 科學期刊分析表明，至 2050 年世界將達 100 億人口，糧食產量將需提高至目前產量水準的 25% - 70%，才得以滿足糧食需求。為因應糧食生產率，農業勢必朝向智慧化、大數據專家決策系統、信息通信技術 (ICT)、人工智能 (artificial intelligence, AI) 等新興科技，才能為未來帶來新的機遇。

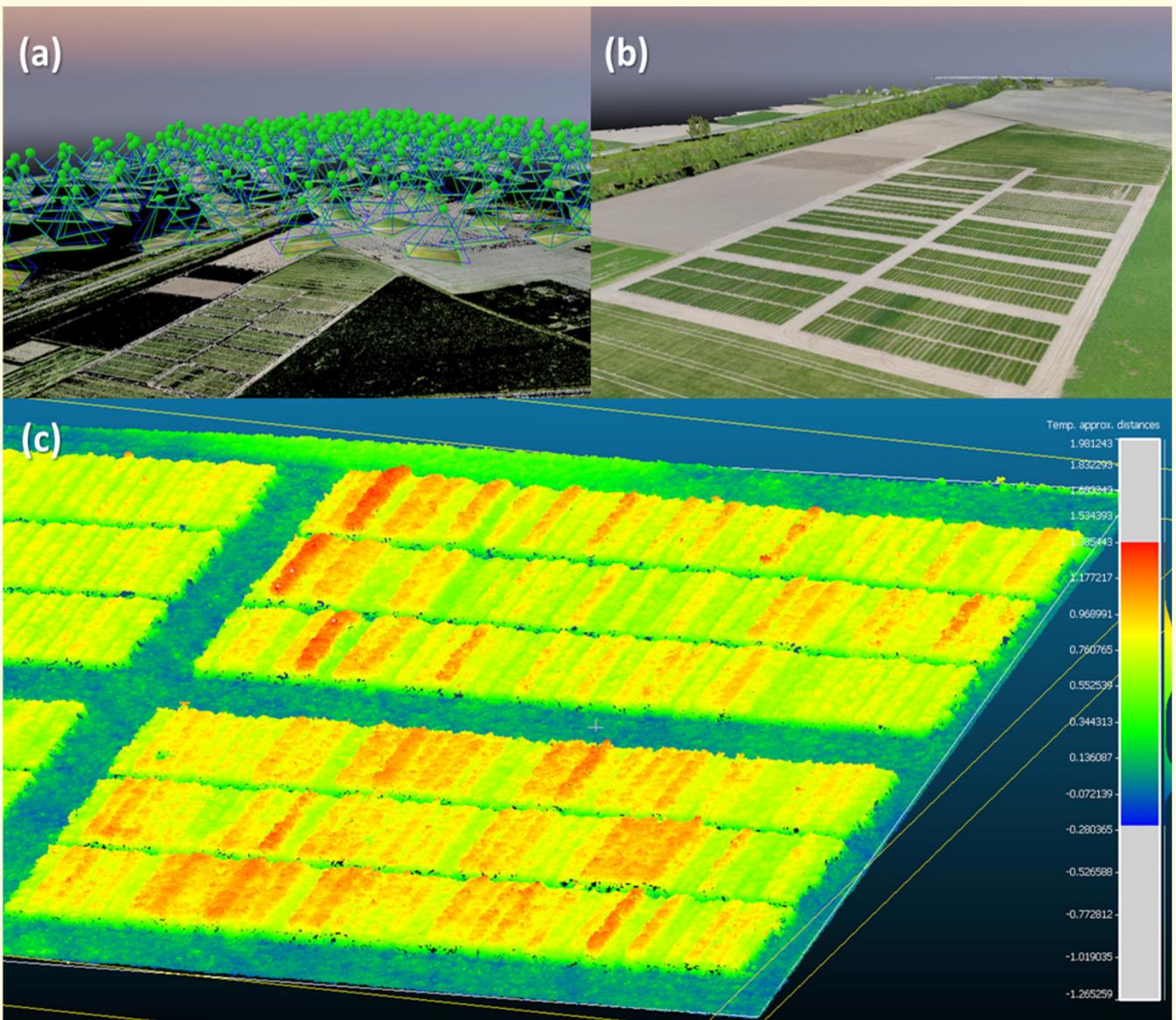
智慧農業發展的主軸為農業機器人 (agricultural robots)，近年來又以無人機 (UAV) 得到高度重視和廣泛應用，應用無人機系統可顯著減少勞動力支出，提高農業監測穩定性、測量精度和作物生產力，且比大多數其他農業機械便宜又易於操作。透過學術及農業研究單位不斷的技術合作與改良創新，無人機的應用促進農業領域的擴展，其包括殺蟲劑和肥料施用、作物種植、雜草辨識、肥力評估、土地測繪和作物產量預測等。

農業用無人機市場正在快速增長，根據 Price-Waterhouse-Coopers 市場調查結果，預計到 2050 年農用無人機的市場規模將增長至約 324 億美元，將近占全球無人機市場 25%，其中主要的無人機公司包括 DJI、Parrot、Precisionhawk、AGEagle 和 Trimble Navigation。農業無人機系統當前面臨許多技術上的限制，包含電池效率差、飛行時間短、與地面基地台通信距離不足和機體本身有效載荷等問題，然而無人機本身對

於節省勞力及快速蒐集資料具有極大優勢，已奠定無人機系統在智慧農業應用上之穩定地位。

無人機平台

無人機平台為一乘載多元感應器 (sensors) 之載具，亦稱無人載具，目前廣泛被應用的感應器包含紅綠藍 (RGB) 相機、多光譜 (multispectral)、高光譜 (hyperspectral)、光達 (LiDAR)、熱感應相機 (thermal) 等，可依據監測作物之目的進行調整。如 RGB 相機能夠透過不同視角拍攝的影像重建作物 3D 構造的運動回復結構 (structure from motion, SfM) 技術，能有效進行作物株高比較 (圖一) 或計算作物倒伏面積。多光譜相機則能捕捉作物可見光區域、近紅光 (near infra Red, NIR) 及紅邊 (red edge) 等光譜反射值，並依據作物反射光譜的特性進行植生指數 (vegetation index, VI) 的計算，例如最常使用的常態化差異植被指數 (normalized difference vegetation index, NDVI) 以及土壤調整植被指數 (soil-adjusted vegetation index, SAVI) 都廣泛應用於監測作物光合作用能力及葉綠素含量 (圖二)，透過對影像進行分析，可檢測作物反射光譜的多樣性，並預測產量和最佳收穫時間。透過以上植生指數以及 RGB 影像結果，研究人員或種植者能夠快速觀察田間的整體生長狀況，並識別作物逆境、病蟲害發生或營養缺乏的問題。



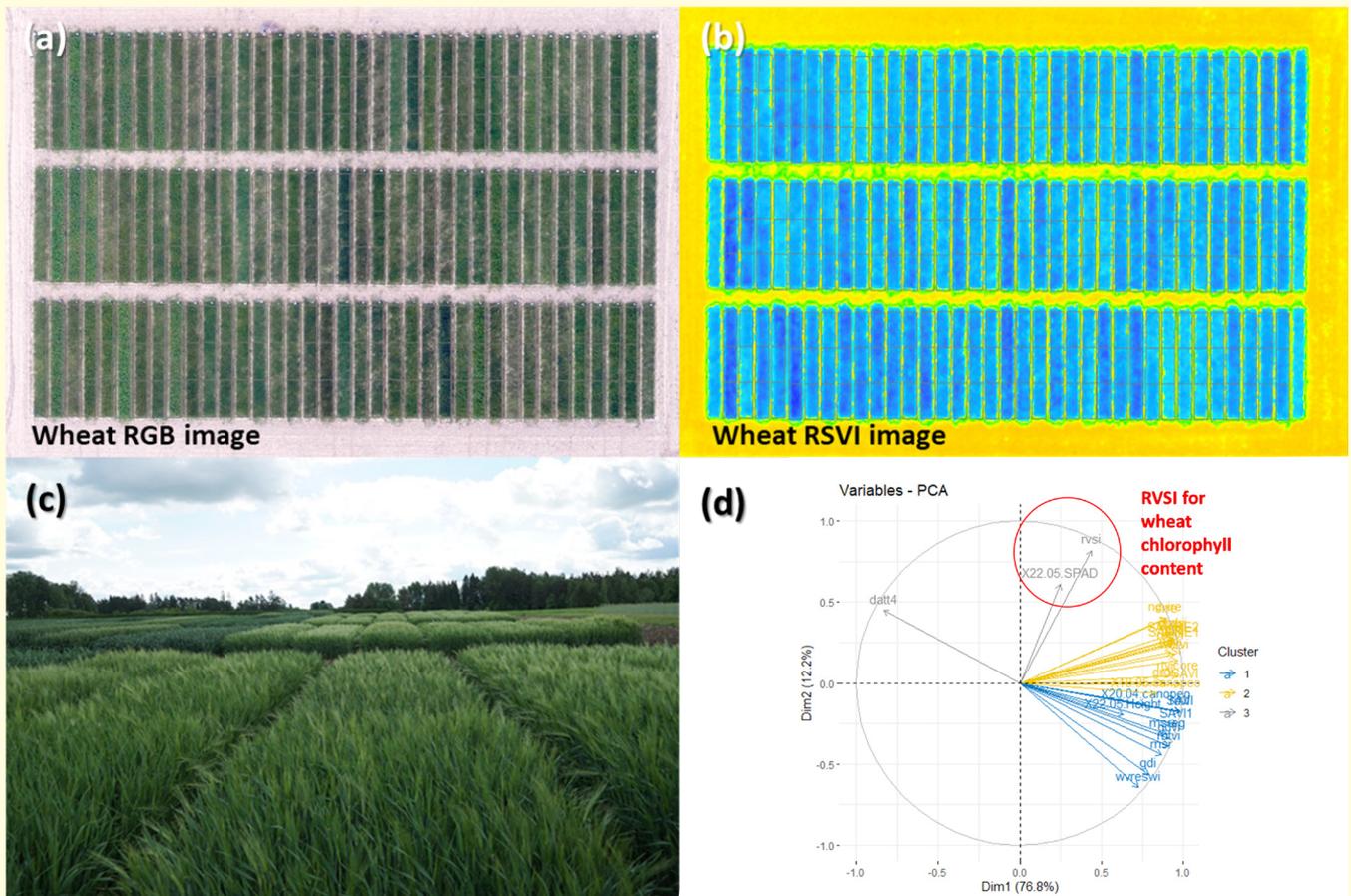
圖一、育種家利用 UAV 運動回復結構技術監測定量肥培管理下小麥株高選拔適合品系。(a) 利用影像座標及運動回復結構技術合併生成正攝影像；(b) 生成點雲 (cloud point) 並組構 3D 場景；(c) 作物冠層高度模型 (Canopy Height Model, CHM) 用以監測不同品系小麥株高生長情形。

然而，由於作物的反射值會隨著陽光輻射、太陽角度、土壤背景等環境變化而有所差異，因此，減少這些環境變化導致的影像雜訊對於準確和穩定的測量數據採集至關重要，目前包括 Parrot Sequoia、MicaSense RedEdge 和 RedEdge-M 等多光譜相機皆配備了光感應器，可透過記錄反射率和入射太陽輻射，校準圖像與陽光或水氣影響的反射率偏差，大大提升了影像後續建模及定量的穩定度。

無人機系統與施肥

傳統的施肥取決於農民主觀經驗和直覺，且由於需要穿梭於田埂或是作物行間，導致無法控制步行速度和噴灑方向，造成施肥的空間變異性，雖然這些方法可以針對目標作物位置噴灑，且肥料飄散程度小覆蓋率高，但步行或駕車穿梭田間常使植株遭到物理性傷害並壓實土壤。

無人機可穿梭於泥濘的水田，鬆軟的土



圖二、利用主成分分析探討不同小麥品系與諸多植生指數應用於定量肥培管理下，與葉綠素計量儀 SPDA 的關聯情形。(a) 小麥田區 RGB 正射影像；(b) 利用多光譜影像計算小麥田區 (Red-Edge Vegetation Stress Index, RVSI) 植生指數影像；(c) 小麥田區現場影像；(d) 利用主成分分析法篩選出與小麥葉綠素含量高度關聯之植生指數 RVSI，便利育種者後續進行建模使用。

壤以及植株高大的作物上運行，一般農業機械通常不能在不傷害植物的情況下進行完美移動，但無人機卻能精準地飛到預定區域實施精準施肥，並且可以通過預先編程進行自動化獨立導航，加上遠程操作可以消除農民直接接觸農藥的風險和各種田間條件限制，大大降低勞動強度和節省時間。以作物施肥技術來看，變異率技術 (variable-rate technology) 為一種有效提高經濟效益並且減少田地的土壤肥分差異技術，在紐西蘭丘陵地的噴施研究顯示，相較於傳統人為施肥，無人機的變異率技術可增加每公頃 26% 的經濟效益。

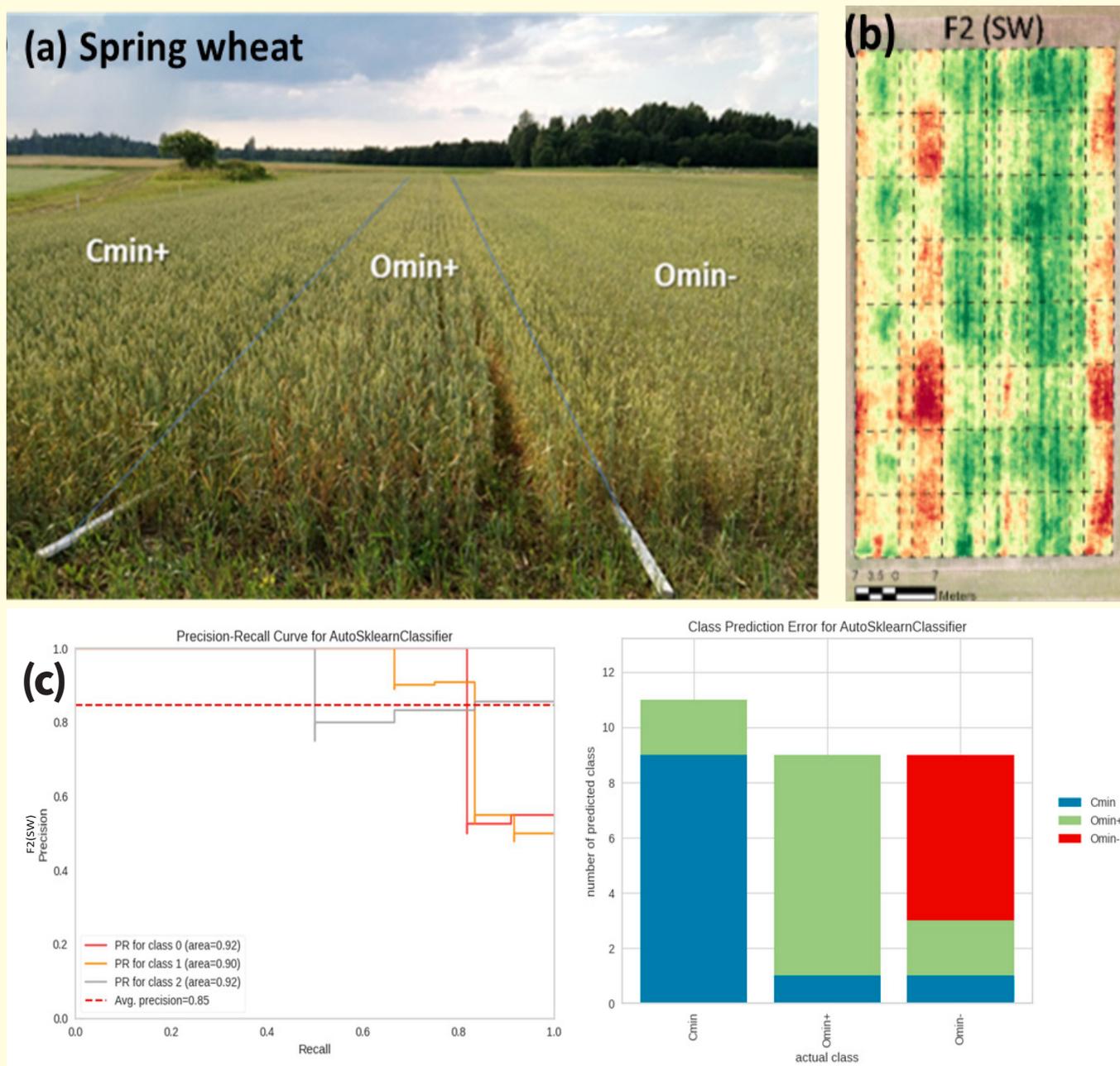
無人機系統與作物肥力建模

無人機所獲取的 2D 或 3D 影像資料，能與作物現地調查的資料進行作物影像分類或是回歸分析模型推導，利用田間不同處理特性的資料，如耕犁方式、施肥型態與用量、水分利用效率、作物品種或類型、葉綠素含量、作物病徵等，結合地理資訊系統並將作物光譜反射的影像資料帶入進行迴歸分析。

由於無人機取得的反射光譜資訊常為非線性並且存有數據餘冗問題（尤其在高光譜影像數據上），加上用於建模的自變數通常不只一個（例如以植生指數作為自變數建模

常為數十個以上），因此機器學習 (machine learning) 與人工智能 (AI) 技術為處理共線、資料降維和特徵萃取的絕佳利器，並結合多元計算 (multisensory computing) 科學方法，

可為農業管理建立廣泛並且有價值的基礎，且為農業決策提供強大而靈活的架構，再加上專家知識共同集成到智慧農業系統中，可大幅增加系統決策的準確度。



圖三、利用自動機器學習技術 Auto-Sklearn 結合無人機平台進行小麥慣行農法和有機田區栽培法的分類準確度高。(a) 單一品種小麥在施用化肥田區 (Cmin+)，有機栽培施用礦物質肥料田區 (Omin+) 和有機栽培不施用肥料田區 (Omin-) 的現場情形；(b) 利用無人機捕捉田區植生指數 NDVI 影像；(c) 田區利用自動化系統進行分類 Precision-Recall 之平均精準度為 85% 以及其誤判混合矩陣之結果。

近年臺灣利用無人機遙測影像並結合上述分析技術推估作物氮素以及土壤肥力監測等研究蔚為熱門，其中包含水稻氮含量、水分及肥份管理和生育時期稻作氮吸收分級等都有突破性的發展，未來可運用於無人機作物田間表型分析上。

無人機發展遭遇挑戰

然而，上述各類無人機經驗模型的建置現階段卻面臨許多挑戰，其中田區試驗設計的複雜度以及重複性低，往往是造成取樣數的不足主因，尤其經驗模型需要為數眾多訓練區和測試區的作物資料，並且通常受到純系種子數量不足、試驗各種肥料類型、生產管理、耕作類別、抗病性等變因導致取樣數不足。再者，由於各試驗區氣候和土壤特性差異等環境因素增加了機器學習系統中參數的選擇障礙，常發生即使是相同的作物基因型，在無人機收集的數據中也無法表現相似的光譜特徵，導致這些經驗模型以及所屬的超參數 (hyperparameters) 無法再被匹配利用。

近年開發的自動機器學習 (automated machine learning) 技術，能夠利用人工智能的數據預處理、挑選合適模型、樣本增幅和進行超參數優化功能，取代人類對無人機作物分類及迴歸分析的主觀判斷誤差，提供作物肥料管理與定量研究的良好契機，目前包含 Python 程式語言所使用的 AutoKeras 和 Auto-Sklearn (圖三) 以及 Google 開發的雲端自動學習系統都是十分具有前景的技術。

結語

使用無人機系統收集並萃取作物即時的空間光譜數據，結合田間土壤肥力及作物表型資訊，並運用嶄新的自動機器學習與人工智能技術進行土壤肥力的建模與定量分析，將能支持農業管理決策、提高資源使用效率、生產力、質量、效益和農業生產的永續性，在未來農業勞力嚴重缺乏的困境下，勢必將成為農業管理者不可或缺的工具。