Tổng quan về ứng dụng của thiết bị bay không người lái trong canh tác trên đồng ruộng

Phùng Trường Trinh[1], Chu Đức Hà[1,2], Phạm Minh Triển[1*]

[1]Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

[2]Nhóm nghiên cứu mạnh Công nghệ sinh học nano và Công nghệ gen - protein tái tổ hợp, Học viện Nông nghiệp Việt Nam

A comprehensive overview of unmanned aerial vehicles in open fields

Phung Truong Trinh[1], Chu Duc Ha[1,2], Pham Minh Trien[1*]

[1]University of Engineering and Technology, Vietnam National University, Hanoi

[2]Strong research group of Nano Biotechnology and Recombinant Gene - Protein Technology, Vietnam Vietnam National University of Agriculture

**Corresponding author: trienpm@vnu.edu.vn*

https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.13.2.2024.112-122

Thông tin chung:
Ngày nhận bài: 15/02/2024
Ngày phản biện: 15/03/2024
Ngày quyết định đăng: 05/04/2024

Từ khóa:
Chỉ tiêu thực vật, lập bản đồ canh tác, theo dõi cây trồng, thiết bị bay không người lái, ước tính sản lượng.

TÓM TẮT

Canh tác nông nghiệp hiện nay đang có xu hướng áp dụng thiết bị bay không người lái (unmanned aerial vehicle, UAV) giúp tăng cường hiệu quả sản xuất và quản lý nông trại bền vững. Tuy nhiên, chưa có nhiều báo cáo tổng quan về vai trò của UAV trong canh tác. Mục tiêu của bài tổng quan nhằm đưa ra cái nhìn toàn diện về các ứng dụng của UAV trong giám sát sức khỏe cây trồng, lập bản đồ canh tác, phun thuốc bảo vệ thực vật và phát hiện cỏ dại. Cụ thể, UAV mang lại khả năng giám sát và thu thập dữ liệu chính xác về tình trạng cây trồng và đất đai từ trên cao giúp nông dân đưa ra quyết định phù hợp. Từ việc phát hiện sâu bệnh, đánh giá sức khỏe cây trồng, ước lượng sản lượng và phun thuốc bảo vệ thực vật, UAV cung cấp giải pháp toàn diện giúp giải quyết những thách thức của canh tác truyền thống. Sử dụng UAV giúp tiết kiệm thời gian và nguồn lực, giảm thiểu sự phụ thuộc vào lao động và tăng cường khả năng tự động hóa trong quản lý nông trại. Các công nghệ tiên tiến như phân tích hình ảnh và các mô hình học máy được tích hợp với UAV giúp xử lý và phân tích dữ liệu thu thập, từ đó tối ưu hóa các quy trình canh tác, nâng cao năng suất và chất lượng cây trồng. Kết quả của bài tổng quan này cung cấp những hiểu biết toàn diện về ứng dụng của UAV trong canh tác nông nghiệp, từ đó bổ sung những định hướng quan trọng cho quy trình canh tác chính xác trên đồng ruộng.

Keywords:
Crop mapping, crop monitoring, vegetation index, unmanned aerial vehicle, yield estimation.

ABSTRACT

Current crop productions in open fields are increasingly incorporating unmanned aerial vehicles (UAV) to significantly enhance both the efficiency of production and the sustainability of farm management practices. However, there are few broad assessments on the use of UAVs in crop production. The purpose of this review is to provide a comprehensive overview of UAV applications in crop health monitoring, farming mapping, pesticide spraying, and weed detection. Particularly, UAVs facilitate precise monitoring and data collection regarding crop conditions and land status from aerial perspectives, thereby enabling farmers to make final decisions. This encompasses a range of applications from pest and disease detection, crop health assessment, yield estimation, to the precise application of pesticides, UAVs emerge as an integrative solution to confront the myriad challenges associated with conventional practices. Furthermore, the utilization of UAVs contributes to substantial time and resource savings, diminishes reliance on manual labor, and augments the potential for farm management automation. The

integration of sophisticated technologies such as image analysis and machine learning algorithms with UAVs enhances the capacity for processing and analyzing the acquired data, consequently, facilitating the optimization of cultivation processes and improvements in crop quality and yield. Taken together, the findings of this review could provide intensive insights into the use of UAVs in crop cultivation, adding key directions for precision farming procedures in the field.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Dân số thế giới dự kiến sẽ đạt 10 tỷ vào năm 2050, đặt ra thách thức về nhu cầu lương thực [1, 2]. Để giải quyết thách thức này, cần có những phương pháp sản xuất hiệu quả và nhanh chóng. Các ứng dụng của robot, khoa học máy tính, trí tuệ nhân tạo và Internet vạn vật có thể tạo ra những thiết bị và quy trình canh tác thông minh, hiệu quả và nhanh chóng [3]. Theo đó, sản xuất nông nghiệp chính xác sử dụng các dịch vụ công nghệ thông tin và truyền thông để thu thập và xử lý thông tin từ nhiều nguồn khác nhau giúp cải thiện quy trình canh tác truyền thống. Ví dụ, sự thay đổi của các thông số về thời tiết và sinh trưởng của thảm thực vật theo thời gian và khu vực đòi hỏi quá trình theo dõi diễn ra liên tục để điều khiển hệ thống tưới một cách tiết kiệm và chính xác [4]. Xu hướng canh tác chính xác cho phép quản lý cây trồng dễ dàng và hiệu quả hơn bằng cách sử dụng thiết bị công nghệ phù hợp với nhu cầu cụ thể của cây trồng. Trong đó, bản chất của canh tác chính xác là hướng đến việc sử dụng hóa chất một cách hợp lý, tiết kiệm kết hợp với các giải pháp theo dõi và chăm sóc cây trồng thông minh. Điều này đặt ra một yêu cầu về việc sử dụng công cụ cho phép thu thập thông số môi trường và thực vật để giải quyết các bài toán thực tế, chủ yếu liên quan đến cảnh báo sâu bệnh [5-8], dự đoán sản lượng [9-11] và xây dựng vùng canh tác [12, 13].

Hiện nay, quy mô canh tác trên đồng ruộng và trong hệ thống nhà kính tăng lên, số lượng công việc của người nông dân cũng tăng lên. Những công việc này được cho là phù hợp với hoạt động của các thiết bị tự hành tạo điều kiện cho quá trình tự động hoá, điển hình như hệ thống mặt đất không người lái (unmanned ground vehicle) và thiết bị bay không người lái (unmanned aerial vehicle, UAV) [14]. Trong đó, UAV được đánh giá là công nghệ có thể mang lại tiềm năng ứng dụng lớn nhờ vào khả năng thu thập dữ liệu chính xác và hiệu quả từ trên cao [15]. Các UAV có thể được sử dụng để theo dõi sức khỏe cây trồng [16, 17], đánh giá nhu cầu về nước và phân bón [18], phát hiện sớm sâu bệnh hại [5, 6, 8]. Bằng cách tối ưu hóa quy trình canh tác và tăng cường quản lý nông trại, UAV không chỉ nâng cao năng suất và chất lượng sản phẩm nông sản mà còn góp phần bảo vệ nguồn tài nguyên thiên nhiên. Tuy nhiên, các báo cáo về việc sử dụng UAV trong giám sát hiện trường tại các cánh đồng và trong hệ thống nhà kính vẫn còn tương đối hạn chế.

Mục tiêu của bài tổng quan nhằm đưa ra cái nhìn tổng quát về ứng dụng của UAV trong canh tác. Trong đó, các bài toán về sử dụng UAV trong quản lý sức khỏe cây trồng, lập bản đồ canh tác, phun thuốc bảo vệ thực vật và phát hiện cỏ dại được phân tích. Các nghiên cứu về việc sử dụng UAV trong canh tác trên đồng ruộng đã được lựa chọn để thảo luận.

2. PHƯƠNG PHÁP THU THẬP THÔNG TIN NGHIÊN CỨU

Cách tiếp cận của bài tổng quan này là thu thập toàn bộ các nghiên cứu trên thế giới được ghi nhận trong giai đoạn 2014 - 2024 liên quan bằng phương pháp trắc lượng thư mục (bibliometrics) theo mô tả trong nghiên cứu trước đây [19]. Theo đó, các từ khóa liên quan đến nội dung nghiên cứu, bao gồm “unmanned aerial vehicle”, “open field”, “crop health monitoring”, “mapping”, “pesticide spraying”, và “weed detection” đã được lựa chọn để sàng lọc trên các nghiên cứu được đăng tải trên các tạp chí thuộc danh mục Web of Science/SCOPUS [19]. Công cụ Bibexcel, VOSviewer và Citespace được sử dụng để đọc lướt tài liệu, trích dẫn tài liệu, tạo cơ sở dữ liệu, từ đó phân nhóm và sắp xếp dữ liệu theo các chỉ mục.

3. THIẾT BỊ BAY KHÔNG NGƯỜI LÁI VÀ MỘT SỐ BÀI TOÁN TRONG CANH TÁC NÔNG NGHIỆP

UAV được hiểu là một phương tiện di chuyển hàng không độc lập, không yêu cầu sự hiện diện của người điều khiển trong khoang lái. Các UAV có thể được điều khiển từ xa thông qua người vận hành trên mặt đất hoặc có khả năng thực hiện các hoạt động dựa trên các thuật toán điều hướng tự động, cho phép di chuyển theo lộ trình đã được lập trình trước [20]. Các UAV có thể được trang bị nhiều loại thiết bị phụ trợ, bao gồm camera [17, 18, 21, 22], cảm biến đo đạc thông số môi trường [12] và các hệ thống điều hướng [13, 23], cho phép chúng thu thập dữ liệu quan trọng trong các điều kiện môi trường khác nhau (ngoài trời và trong nhà).

Trong lĩnh vực nông nghiệp, UAV đang ngày càng trở nên phổ biến nhờ vào khả năng cung cấp dữ liệu chính xác và hiệu quả [15], giúp tối ưu hóa quá trình sản xuất và quản lý cây trồng [20, 24]. Do đó, nhiều hãng sản xuất UAV cho ngành nông nghiệp đã ra đời và phát triển, như công ty công nghệ Da-Jiang Innovations (DJI, Trung Quốc) với các dòng Phantom, Mavic, Inspire và DJI Agras; PrecisionHawk (Hoa Kỳ) với các dòng Lancaster [UAV cánh cố định trang bị camera đa phổ (multispectral camera) và camera siêu phổ (hyperspectral camera] [25-27]; công ty Parrot (Pháp) với sản phẩm Parrot Bluegrass Fields (UAV trang bị camera đa phổ) [28].

Cho đến nay, UAV chủ yếu được sử dụng cho việc phát hiện/kiểm soát sâu bệnh [5-7, 26] và giám sát nhiều loại cây trồng [5, 29-31]. Các ứng dụng được thực hiện phổ biến nhất với UAV cho nông nghiệp chính xác là giám sát hiện trường [32] và phun thuốc [33-35]. Trong các ứng dụng giám sát, thông tin về cây trồng được đánh giá gián tiếp thông qua các chỉ tiêu thực vật (vegetation index, VI), bao gồm chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (normalized difference vegetation index, NDVI) [28, 36], chỉ số diện tích lá (leaf area index) [18, 37], độ dày của lá (leaf thickness) [38, 39] và điện dung của lá (leaf electrical capacitance) [39]. Hiện nay, một số bài toán ứng dụng UAV đã được báo cáo, như giám sát sâu bệnh hại bằng xử lý hình ảnh [5, 6, 26], phun thuốc bảo vệ thực vật [34, 35, 40] và phân bón [41] bằng UAV để giảm thiểu tối đa lượng hóa chất mà vẫn đảm bảo năng suất cây trồng [42], khảo sát và lập bản đồ canh tác [9, 12, 13], phát hiện cỏ dại [20, 42, 43]. Trên thực tế, những nhiệm vụ này cũng có thể được thực hiện bằng hình ảnh vệ tinh thông qua hệ thống thông tin địa lý (geographic information systems, GIS) [44] hoặc máy bay [45], nhưng UAV hữu ích hơn khi so sánh về độ phân giải hình ảnh [29], chi phí và mức độ khả thi [15, 46]. UAV có thể tích hợp các máy ảnh khác nhau, chẳng hạn như camera kỹ thuật số phổ thông [7, 17, 31, 43, 47, 48], camera nhiệt (thermal camera) [49], đa phổ [11, 17, 26, 30, 31, 36] và siêu phổ [25, 27, 50] để thu thập dữ liệu.

4. ỨNG DỤNG CỦA THIẾT BỊ BAY KHÔNG NGƯỜI LÁI TRONG CANH TÁC TRÊN ĐỒNG RUỘNG

Các ứng dụng của UAV trong canh tác trên đồng ruộng bao gồm hỗ trợ điều khiển quá trình tưới tiêu [18, 24], giám sát cây trồng [9, 30], tạo bản đồ địa hình [13, 43] và nhiều ứng dụng khác [12]. Ví dụ, UAV tích hợp camera kỹ thuật số [43, 47] có thể thu thập được sáu chỉ số VI phản ánh sức khỏe cây trồng trên cánh đồng [51]. Độ chính xác từ việc thu thập chỉ số ExG và VEG có thể đạt giá trị khoảng 87,73 - 91,99% ở độ cao 30 m, giảm dần xuống khoảng 83,74 - 87,82% ở độ cao 60 m [51]. Dẫn chứng này cho thấy sử dụng UAV kết hợp camera kỹ thuật số có thể ứng dụng hiệu quả trong nông nghiệp chính xác [9, 12, 13], đặc biệt là quản lý cỏ dại [20, 42, 43]. Tuy nhiên, việc tạo bản đồ chính xác từng loài cây bằng hình ảnh thu thập từ UAV gặp nhiều khó khăn do sự khác biệt lớn về kích thước, hình dạng và phân bố của cây [48]. Nhằm giải quyết vấn đề này, các mô hình phân vùng ảnh theo lớp (semantic segmentation model) đã được đề xuất nhằm tối ưu cho quá trình xử lý và phân tích hình ảnh để thỏa mãn các bài toán liên quan đến việc phân biệt chính xác thực vật và nền hậu cảnh [48, 52]; cải thiện độ chính xác trong nhận dạng hình thái lá, thân và các bộ phận khác [10, 38]. Một số mô hình truyền thống đã được áp dụng cho quá trình xử lý ảnh đã được áp dụng, như

mạng nơ-ron tích chập hoàn toàn (fully convolutional network) [53], U-Net tiêu chuẩn [một dạng kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (convolutional neural network) [48, 54] và một số biến thể của mô hình U-net, điển hình như Res U-Net [kết hợp kiến trúc U-Net với các kết nối dư (residual connections) từ ResNet (Residual Network)] [55] và MS Res U-Net (Multi-Scale Residual U-Net, nghĩa là mô hình mở rộng của Res U-Net, kết hợp khái niệm của xử lý đa tỷ lệ và kết nối dư vào trong kiến trúc U-Net) [56]. Các báo cáo đã đề xuất một số mô hình cải tiến của mạng U-Net cho kết quả phân vùng ảnh tốt hơn, như Scale Sequence Residual U-Net (một kiến trúc mạng nơ-ron tích chập sâu được thiết kế bằng cách tích hợp kỹ thuật xử lý đa tỷ lệ và kết nối dư vào trong kiến trúc U-Net truyền thống) [22, 55, 56].

Hiện nay, hầu hết các báo cáo liên quan đến sử dụng UAV trên đồng ruộng đều ghi nhận xu hướng sử dụng các thiết bị này trong việc giám sát cây trồng [7, 8, 11, 17, 26, 27, 30, 31, 57-60], lập bản đồ canh tác [13, 21, 22, 43, 47, 48, 61], phun thuốc bảo vệ thực vật [34, 35, 62] và phát hiện cỏ dại.

4.1. Ứng dụng của thiết bị bay không người lái trong giám sát cây trồng trên đồng ruộng

Thông thường, việc giám sát và theo dõi cây trồng trên đồng ruộng thường được phân tích một cách gián tiếp thông qua các chỉ số VI [18, 28, 36-39]. Các dữ liệu này được phân tích thông qua các mô hình tối ưu, từ đó có thể đánh giá sản lượng, theo dõi sự phát triển và phát hiện các vấn đề về sinh trưởng, phát triển của cây trồng một cách nhanh chóng và kịp thời.

Đầu tiên, phát hiện tình trạng stress cây trồng được ghi nhận là một trong những ứng dụng quan trọng nhất của UAV trong giám sát cây trồng trên đồng ruộng. Theo đó, các dữ liệu ảnh thu thập từ UAV có thể phát hiện các dấu hiệu của stress cây trồng do nhiều nguyên nhân, bao gồm thiếu nước, thiếu hoặc thừa dinh dưỡng và sâu bệnh hại [26]. Ví dụ, dòng UAV DJI Phantom 4 (DJI, Trung Quốc) trang bị camera đa phổ MicaSense RedEdge MTM (MicaSense, Hoa Kỳ), có 5 băng tần hẹp, bao gồm kênh phổ xanh lục (465 - 485 nm), xanh dương (550 - 570 nm), đỏ (653 - 673 nm), rìa đỏ (712 - 722 nm) và cận hồng ngoại (800 - 880 nm) được sử dụng để phát hiện bệnh Panama gây ra bởi nấm *Fusarium oxysporum* trên vùng trồng chuối (*Musa* spp.) [26]. Hình ảnh đa phổ thu thập từ độ cao 120 m được sử dụng để đánh giá 8 chỉ số thực vật VI giữa những cây chuối sạch bệnh và cây chuối nhiễm bệnh, bao gồm NDVI, chỉ số rìa đỏ khác biệt chuẩn hóa (normalized difference red edge index), chỉ số diệp lục xanh (green chlorophyll index), chỉ số diệp lục rìa đỏ (red-edge chlorophyll index), chỉ số sắc tố có cấu trúc độc lập (structural independent pigment index), chỉ số sắc tố rìa đỏ có cấu trúc độc lập (red-edge structural independent pigment index), chỉ số caroten (carotenoid index) và chỉ số phản xạ anthocyanin (anthocyanin reflectance index) [26]. Dòng DJI Matrice 100 (DJI, Trung Quốc) tích hợp camera kỹ thuật số Zenmuse X3 (DJI, Trung Quốc) thu thập ảnh hệ màu Đỏ - Xanh lục - Xanh dương (Red - Green - Blue, RGB) và dòng DJI Matrice 100 (DJI, Trung Quốc) tích hợp cảm biến đa phổ Parrot Sequoia (Parrot, Pháp) với bốn kênh phổ [xanh lục (530 - 570 nm), đỏ (640 - 680 nm), rìa đỏ (730 - 740 nm) và cận hồng ngoại (770 - 810 nm)] thu thập ảnh đa phổ được sử dụng để nhận dạng các cây cà chua (*Solanum* spp.) khỏe mạnh và cây xử lý mặn [31]. Các mô hình học máy rừng cây ngẫu nhiên (random forest) được áp dụng để dự đoán sinh khối quả và năng suất của cây cà chua [31]. Mô hình này cũng được áp dụng phổ biến trong các bài toán đánh giá năng suất của cây trồng trên đồng ruộng, điển hình như lúa gạo (*Oryza sativa*) [17], lúa mỳ (*Triticum aestivum*) [11] và khoai tây (*Solanum tuberosum*) [27]. Ngoài ra, một số thuật toán, như hồi quy tuyến tính đa biến (multiple linear regression), hồi quy tuyến tính đơn biến (simple linear regression), hồi quy bình phương nhỏ nhất từng phần (partial least squares regression), hồi quy tuyến tính đa biến từng bước (stepwise multiple linear regression) cũng được sử dụng để phân tích các thông số VI trên cây trồng [11].

Bảng 1. Tóm lược nghiên cứu về ứng dụng theo dõi sức khỏe cây trồng của UAV trên đồng ruộng

STT	Đối tượng nghiên cứu	Mục đích nghiên cứu	Nguồn
1	Chuối	Sử dụng UAV tích hợp camera đa phổ để phát hiện bệnh Panama gây ra bởi nấm *Fusarium oxysporum* thông qua đánh giá tám chỉ tiêu thực vật liên quan đến khả năng hấp thụ sắc tố và quá trình sinh trưởng ở cây.	[26]
2	Lúa mỳ	Sử dụng UAV tích hợp camera đa phổ để đánh giá năng suất lúa mỳ giữa các công thức mật độ cấy và phân bón đạm khác nhau thông qua thuật toán hồi quy tuyến tính bội, hồi quy tuyến tính một biến, hồi quy bình phương nhỏ nhất từng phần, hồi quy tuyến tính bội từng bước, mô hình rừng cây ngẫu nhiên.	[11]
3	Củ cải đường	Sử dụng UAV tích hợp camera đa phổ để thu thập chỉ tiêu thực vật có dải động rộng nhằm đánh giá sinh trưởng của cây củ cải đường.	[30]
4	Cà chua	Xử lý ảnh RGB và ảnh đa phổ từ camera tích hợp trên UAV bằng mô hình rừng cây ngẫu nhiên để ước tính năng suất quả, số lượng quả, trọng lượng tươi của cây cà chua trồng trong điều kiện thường và xử lý mặn.	[31]
5	Đậu tương	Sử dụng UAV loại DJI Phantom 4 để thu thập ~5000 ảnh thực địa nhằm phân loại các loài côn trùng trên lá của đậu tương, bao gồm các loài trong lớp Chân bụng (Gastropoda), họ Châu chấu (Acrididae), họ Bọ rùa (*Coccinellidae*), bọ Cánh cứng (*Diabrotica speciosa*), sâu bướm ăn lá (*Anticarsia gemmatalis*), bọ xít hôi (*Edessa meditabunda*), bọ xít hôi nâu (*Euschistus heros*), bọ cánh cứng lông nâu (*Lagria villosa*), bọ xít xanh (*Nezara viridula*)	[7]
6	Ngô	Xử lý ảnh RGB từ camera tích hợp trên UAV bằng mô hình hồi quy tuyến tính để ước tính năng suất của ruộng ngô trong các công thức phân bón đạm.	[57]
7	Lúa gạo	Xử lý ảnh RGB và ảnh đa phổ từ camera tích hợp trên UAV bằng các mô hình rừng cây ngẫu nhiên để đánh giá năng suất hạt và kiểm soát trạng thái sinh trưởng của cây lúa trên đồng ruộng.	[17]
8	Nho	Sử dụng UAV tích hợp camera kỹ thuật số phổ thông và camera hồng ngoại để phát hiện bệnh phấn trắng trên cây nho với độ chính xác 92% (đối với triệu chứng trên quả) và 87% (đối với triệu chứng trên lá).	[8]
9	Bông	Sử dụng UAV tích hợp camera đa phổ để dự đoán năng suất bông thông qua mô hình mạng nơ-ron nhân tạo.	[58]
10	Khoai tây	Sử dụng UAV tích hợp camera kỹ thuật số phổ thông và camera siêu phổ để ước tính sinh khối củ và năng suất của khoai tây thông qua mô hình rừng cây ngẫu nhiên.	[27]
11	Cọ dầu	Sử dụng UAV để phân loại trạng thái sinh trưởng (cây chết, cây khỏe mạnh, cây còi cọc, cây bị vàng, cây bị trồng sai cách) của khoảng 300.000 cây cọ dầu trên diện tích ~28,85 km^2.	[59]
12	Chuối	Sử dụng UAV tích hợp camera kỹ thuật số và đa phổ kết hợp với ảnh vệ tinh để phát hiện các cây chuối bị nhiễm bệnh chùn đọt, bệnh héo rũ do vi khuẩn *Xanthomonas* so với cây khỏe mạnh.	[60]

Tiếp theo, dữ liệu ảnh thu thập từ UAV cũng cho phép phân tích một số đặc điểm nông sinh học chính của cây trồng, như chiều cao cây, kích thước lá, yếu tố cấu thành năng suất, từ đó giải quyết bài toán ước tính năng suất cây trồng [9, 11, 17, 18, 27, 50, 57]. Dữ liệu về năng suất thực thu trong các mùa vụ trước cũng được khai thác để mô hình tối ưu cho mùa vụ có điều kiện canh tác tương tự. Khu vực canh tác có chỉ số NDVI cao thường tương ứng với các đặc điểm nông sinh học của cây trồng tốt và thể hiện tiềm năng sản lượng cao [11, 18]. Ngoài ra, UAV cũng hỗ trợ trong việc ước lượng sản lượng bằng cách cung cấp thông tin chi tiết về mật độ và phân bố cây trồng, giúp phát hiện các khu vực bị stress hoặc có vấn đề về sâu bệnh,

ảnh hưởng đến năng suất [28]. Thông tin này giúp định hình các biện pháp can thiệp cụ thể như tưới nước, bón phân, hoặc phun thuốc bảo vệ thực vật để tối ưu hóa sản lượng.

4.2. Ứng dụng của thiết bị bay không người lái trong lập bản đồ canh tác

Ứng dụng của UAV trong lập bản đồ canh tác đang mở ra những cơ hội mới cho canh tác chính xác, giúp cải thiện hiệu quả quản lý và tối ưu hóa sản xuất nông nghiệp (Hình 1). Nhờ khả năng bay thấp và chụp ảnh với độ phân giải cao, UAV cung cấp dữ liệu chi tiết và cập nhật về trạng thái của đất đai và cây trồng, từ đó tạo ra các bản đồ canh tác chính xác và đa chiều (2D và 3D) [12, 37].

Hình 1. Ứng dụng của UAV trong lập bản đồ canh tác

Bản đồ canh tác thu được từ UAV giúp hiểu rõ về đặc điểm đất đai, mật độ cây trồng, sự phân bố của nước và các yếu tố khác ảnh hưởng đến việc canh tác [13, 21, 22, 43, 47, 48, 61]. Với thông tin chi tiết từ bản đồ canh tác, các khu vực cần tưới nước, bón phân, hoặc phun thuốc bảo vệ thực vật một cách chính xác, giảm thiểu lãng phí nguồn lực và tác động môi trường. Ví dụ, dòng eBee Ag (senseFly SA, Thụy Sĩ) tích hợp cảm biến nhiệt hồng ngoại (thermal infrared sensor) thermoMap và dòng Parrot SA (Parrot, Pháp) tích hợp camera đa phổ Sequoia (Parrot, Pháp) được sử dụng để khảo sát điều kiện canh tác cây ngô và đậu tương [21]. Theo đó, dữ liệu ảnh RGB, cận hồng ngoại và nhiệt hồng ngoại được khai thác để việc lập bản đồ đường thoát nước trong canh tác trên đồng ruộng [21]. Hơn nữa, khảo sát trong điều kiện khô hạn, hình ảnh nhiệt hồng ngoại cho kết quả phát hiện đường thoát nước chính xác hơn so với ảnh RGB hoặc cận hồng ngoại [21].

Bảng 2. Tóm lược nghiên cứu về ứng dụng lập bản đồ canh tác của UAV trên đồng ruộng

STT	Đối tượng nghiên cứu	Mục đích nghiên cứu	Nguồn
1	Ruilopezia	Đề xuất mô hình phân vùng ảnh Scale Sequence Residual U-Net để phân loại các cá thể cây Ruilopezia trên thực địa.	[22]
2	Mắc ca	Sử dụng UAV tích hợp camera đa phổ kết hợp ảnh viễn thám WorldView-3 để lập bản đồ vùng trồng cây mắc ca.	[61]
3	Hệ thống tưới nước trên đất canh tác	Sử dụng UAV tích hợp camera nhiệt hồng ngoại có thể phát hiện các đường dẫn/thoát nước trong điều kiện bề mặt đất khô.	[21]
4	Lúa mỳ	Sử dụng UAV tích hợp cảm biến LiDAR, hệ thống vệ tinh định vị toàn cầu và bộ cảm biến góc quay + cảm biến gia tốc để thiết lập bản đồ 3D cho vùng canh tác lúa mỳ vào vụ Đông.	[13]
5	Cỏ dại trên ruộng yến mạch	Sử dụng UAV tích hợp camera kỹ thuật số phổ thông để phát hiện cỏ dại trên đồng ruộng với độ chính xác ≈ 89,0%.	[43]
6	Các loài cây rừng	Xử lý hình ảnh RGB được chụp từ camera kỹ thuật số phổ thông tích hợp trên UAV để nhận dạng chín loài cây rừng, cây gỗ chết, và các loài cây ở tầng đất mặt.	[48]
7	Thông Monterrey	Xử lý hình ảnh RGB được chụp từ camera kỹ thuật số phổ thông tích hợp trên UAV để nhận dạng các cây lá kim non trên diện rộng với độ chính xác đạt 99,5% so với dữ liệu thực tế.	[47]

Bên cạnh đó, lập bản đồ canh tác bằng UAV cho phép hỗ trợ trong quy hoạch và điều chỉnh kỹ thuật canh tác, bao gồm thay đổi mô hình trồng trọt và áp dụng biện pháp thân hiện môi trường. Sự phổ biến của việc sử dụng UAV (so với GIS hoặc máy bay) để lập bản đồ đất trong nông nghiệp đã tăng lên, nhờ khả năng chụp ảnh với độ phân giải cao và chi phí thấp. Một nghiên cứu gần đây đã sử dụng UAV và dữ liệu hình ảnh từ WorldView-3 (một vệ tinh quan sát Trái Đất thương mại của Maxar Technologies, trang bị cảm biến đa phổ, siêu phổ và hồng ngoại, có khả năng cung cấp hình ảnh độ phân giải không gian đến 31 cm) để lập bản đồ khu vườn trồng cây mắc ca (*Macadamia integrifolia*) và phân loại các loại cây mắc ca khác nhau bằng thuật toán rừng cây quyết định ngẫu nhiên [61]. Trong khi đó, sử dụng DJI Phantom 4 Pro (DJI, Trung Quốc) tích hợp camera 20MP RGB và BOT (Aeronavics, New Zealand) tích hợp camera Sony ILCE-6000 24MP RGB được sử dụng để thu thập ảnh dữ liệu thực địa để lập bản đồ cho khoảng 30.000 cây thông Monterrey (*Pinus radiata*) [47].

4.3. Ứng dụng của thiết bị bay không người lái trong phun thuốc bảo vệ thực vật

Một trong những ứng dụng chủ yếu của UAV trong canh tác nông nghiệp là phun thuốc bảo vệ thực vật, mang lại cách tiếp cận hiệu quả cho quản lý sâu bệnh hại trong trồng trọt. Cụ thể, sự linh hoạt và khả năng di chuyển của UAV cho phép phun thuốc trên diện rộng hoặc tập trung vào các khu vực cụ thể mà không cần phải điều khiển trực tiếp trên mặt đất, giảm thiểu sự tiếp xúc trực tiếp với thuốc bảo vệ thực vật và tối ưu hóa việc sử dụng nguồn lực.

Trên thực tế, việc sử dụng UAV để phun thuốc bảo vệ thực vật đã được ứng dụng phổ biến, do vậy, các bài toán nghiên cứu hầu như ít được ghi nhận, chủ yếu liên quan đến hiệu quả phun thuốc đến hình dạng của cây trồng [34, 35, 62]. Ví dụ, dòng UAV bốn cánh 3W-LWS-Q60S (hãng Zhuhai Crop Guardian, Trung Quốc) có dung tích thùng chứa 6 L, phạm vi phun 4,0 - 6,0 m, trần bay tương đối đến tán 0,5 - 3,0 m, tốc độ hoạt động 0 - 8,0 m/s và kích thước giọt dao động từ 80 - 120 µm được sử dụng để đánh giá hiệu quả phun dung dịch Ponceau 2R trên các cây bưởi giống Cocktail (*Citrus paradisi* cv. Cocktail) ghép trên gốc cây cam ba lá (*Poncirus trifoliata*) với khoảng cách hàng trồng là 5 m, khoảng cách cây là 3,5 m [34]. Kết quả cho thấy, điều khiển UAV phun ở khoảng cách 1,0 m so với tán lá cho hiệu quả phun thuốc tốt nhất, mật độ giọt trung bình đạt 39,97 giọt/cm^2 và kích thước giọt trung bình là 0,30 mm [34]. Hơn nữa, cây có tán hình tháp có thể thu được mật độ giọt nước và tỷ lệ bao phủ giọt nước cao nhất [34].

Bảng 3. Tóm lược nghiên cứu về ứng dụng phun thuốc bảo vệ thực vật của UAV trên đồng ruộng

STT	Đối tượng nghiên cứu	Mục đích nghiên cứu	Nguồn
1	Giống bưởi Cocktail ghép trên các gốc cam ba lá	Sử dụng UAV phun thuốc ở độ cao 1,0 m trên các cây bưởi giống Cocktail 5 năm tuổi ghép trên gốc cây cam ba lá với tán cây dạng hình tháp cho hiệu suất phun thuốc tốt nhất, thể hiện ở chỉ tiêu về mật độ phun trung bình (39,97 giọt/cm^2) và kích thước giọt trung bình (0,30 mm).	[34]
2	Mô phỏng	Xây dựng công cụ để điều khiển UAV phun thuốc trừ sâu chính xác trên đồng ruộng với lộ trình được tối ưu hóa dựa trên giải thuật bầy đàn, di truyền, thuật toán mô phỏng luyện kim và giải thuật leo đồi.	[62]
3	Đào	Đánh giá hiệu quả phun thuốc của UAV cho các cây đào có dạng chữ Y và CL thông qua việc xem xét ảnh hưởng của tốc độ bay, số lần phun, tốc độ dòng phun đến chỉ tiêu về phạm vi bao phủ của giọt nước.	[35]

4.4. Ứng dụng của thiết bị bay không người lái trong phát hiện cỏ dại

Bên cạnh việc lập bản đồ canh tác, giám sát hiện trạng cây trồng và phun thuốc bảo vệ thực vật, một trong những ứng dụng của UAV trong canh tác nông nghiệp là việc phát hiện cỏ dại. Trong thực tế, sự phân bố của cỏ dại không đồng đều nên việc phát hiện chính xác và kịp thời là điều quan trọng. Theo đó, sử dụng UAV cho phép thu thập hình ảnh chất lượng cao từ trên cao giúp xác định chính xác vị trí và mức độ phân bố của cỏ dại trong các cánh đồng rộng lớn. Thông qua các mô hình học máy, UAV có thể phân biệt giữa cây trồng và cỏ dại để cung cấp thông tin chi tiết về loại cỏ dại và mật độ của chúng [20, 56].

Nguyên lý nhận dạng cỏ dại dựa trên việc phân biệt đặc điểm vật lý và sinh học giữa cỏ dại và cây trồng [43]. Các phương pháp nhận dạng thường sử dụng dữ liệu hình ảnh từ camera tích hợp trên UAV được huấn luyện với các mô hình học máy để xác định chính xác cỏ dại trong cánh đồng. Thông thường, các camera đa phổ và siêu phổ trên UAV cung cấp hình ảnh chi tiết về phản xạ ánh sáng của các loài thực vật ở các bước sóng khác nhau, từ đó giúp nhận diện sự khác biệt trong cấu trúc lá, màu sắc và mức độ sinh trưởng giữa cây trồng và cỏ dại. Ngoài ra, việc sử dụng dữ liệu lịch sử và mô hình dự đoán cũng góp phần cải thiện khả năng nhận dạng cỏ dại, cho phép dự báo sự phát triển và phân bố của cỏ dại dựa trên các yếu tố như điều kiện thời tiết và quá trình canh tác. Nhờ đó, các biện pháp quản lý cỏ dại có thể được lập kế hoạch và thực hiện một cách chính xác, giúp kiểm soát cỏ dại hiệu quả và đảm bảo năng suất cây trồng [20, 56].

Các nghiên cứu hiện nay thường tập trung vào xây dựng các phương pháp định lượng và phát hiện và phân loại cỏ dại trên đồng ruộng thông qua một số mô hình học máy. Ví dụ, sáu loài cỏ dại đã được nhận dạng với độ chính xác ~97,3% từ bộ dữ liệu 224 ảnh với mô hình máy véctơ hỗ trợ (support vector machine) [63]. Ba loài cỏ dại khác cũng đã được nhận dạng với mô hình Sparse Autoencoders (một biến thể của mô hình học sâu Autoencoder) với độ chính xác > 70,0% [64].

5. MỘT SỐ ĐỊNH HƯỚNG VỀ ỨNG DỤNG THIẾT BỊ BAY KHÔNG NGƯỜI LÁI CHO CANH TÁC NÔNG NGHIỆP

UAV có nhiều ưu điểm cho các ứng dụng nông nghiệp, nhưng cũng gặp phải những hạn chế về kỹ thuật. Để xây dựng các hệ thống nông nghiệp thông minh và tiên tiến, một số bài toán về thời gian bay của UAV (dung lượng pin), khả năng hoạt động của UAV (tại khu vực địa hình phức tạp và môi trường trong nhà), và tải trọng của UAV (mang các loại máy ảnh có kích cỡ lớn) đã được đặt ra. So với việc sử dụng hệ thống vệ tinh và máy bay để theo dõi, UAV có lợi thế về độ cao giám sát, chi phí và độ phân giải ảnh [15, 65]. Một số nghiên cứu đã đề xuất việc huy động nhiều UAV (mỗi UAV giao một nhiệm vụ trên đồng ruộng) để cải thiện hiệu quả về tốc độ và dung lượng pin khi giám sát trên diện tích đất nông nghiệp lớn [66, 67]. Tuy nhiên, trong lĩnh vực trồng trọt, số lượng các nghiên cứu sử dụng nhiều UAV ít hơn rất nhiều so với những nghiên cứu sử dụng một UAV [67].

Hệ thống nhà kính đang trở thành một xu hướng sản xuất chính trong nông nghiệp hiện đại, tuy nhiên, sử dụng UAV trong hệ thống nhà kính vẫn hạn chế so với việc áp dụng ngoài đồng ruộng (do môi trường khép kín, hạn chế về diện tích, đồng thời, các vật cản như tường, mái che làm hệ thống GPS không ổn định). Trong thực tế, các giải pháp mạng cảm biến không dây đã được triển khai phổ biến trong hệ thống nhà kính nhằm quản lý môi trường tối ưu, điều khiển tưới tự động và phát hiện sâu bệnh. Tuy vậy, thiết kế nhiều nốt cảm biến cũng có thể gây tốn kém và đo thông số môi trường không chính xác (ở hệ thống nhà kính có kích thước lớn), khi đó, UAV có thể đóng vai trò như một giải pháp thay thế. Ví dụ, dòng UAV 4 cánh E360 (Beijing Zhongke Haodian Technology, Trung Quốc) được thay đổi cấu trúc (giảm áp lực gió xuống cây) được sử dụng để thực hiện việc di chuyển liên tục trong nhà, tự động tránh chướng ngại vật, từ đó hỗ trợ quá trình thụ phấn ở cây cà chua [68]. Trong khi đó, UAV mini tích hợp cảm biến đo nhiệt độ không khí, độ ẩm không khí, cường độ ánh sáng và nồng độ CO_2 đã được chứng minh có khả năng giám sát tại hầu hết các vị trí trong không gian ba chiều của

hệ thống nhà kính cho thấy lợi thế ứng dụng hơn so với mạng cảm biến không dây và thiết bị mặt đất không người lái [69].

6. KẾT LUẬN

UAV tích hợp cảm biến thu thập thông số môi trường và các loại camera được sử dụng trong canh tác nông nghiệp trên đồng ruộng nhằm giám sát cây trồng, lập bản đồ canh tác, phun thuốc bảo vệ thực vật và phát hiện cỏ dại. Các thông số môi trường và chỉ tiêu thực vật được khảo sát nhằm đánh giá các đặc điểm nông sinh học của thực vật, từ đó ước tính sản lượng, phát hiện sự xuất hiện của cỏ dại, phân tích sinh trưởng và phát triển của cây trồng. So với việc sử dụng máy bay và vệ tinh, sử dụng UAV có thể giám sát trên một diện tích canh tác nhất định, cung cấp dữ liệu hình ảnh có độ phân giải cao, tiết kiệm chi phí. Do đó, thời gian bay, khả năng hoạt động và tải trọng của UAV là một số vấn đề đáng được lưu tâm khi vận hành để khảo sát tại các vùng canh tác có diện tích lớn. Ngoài ra, việc áp dụng UAV trong hệ thống nhà kính vẫn gặp nhiều hạn chế. Các nghiên cứu tiếp theo sẽ được tiến hành nhằm tối ưu hóa cho việc giám sát đồng ruộng bằng UAV và từng bước áp dụng UAV trong hệ thống nhà kính.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được thực hiện với sự tài trợ từ dự án nghiên cứu "Hệ thống IoT nông nghiệp dựa trên điện toán biên" thuộc chương trình ASEAN-IVO của Viện Công nghệ thông tin và Truyền thông Nhật Bản NICT (Nhật Bản).

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Ehrlich P. R. & Harte J. (2015). Opinion: To feed the world in 2050 will require a global revolution. Proc Natl Acad Sci U S A. 112(48): 14743-14744.

[2]. Shi J., An G., Weber A. P. M. & Zhang D. (2023). Prospects for rice in 2050. Plant Cell Environ. 46(4): 1037-1045.

[3]. Navarro E., Costa N. & Pereira A. (2020). A systematic review of IoT solutions for smart farming. Sensors. 20(15): 4231.

[4]. Ahmed M. A., Gallardo J. L., Zuniga M. D., Pedraza M. A., Carvajal G., Jara N. & Carvajal R. (2022). LoRa based IoT platform for remote monitoring of large-scale agriculture farms in Chile. Sensors. 22(8): 2824.

[5]. Jin D., Yin H., Zheng R., Yoo S. J. & Gu Y. H. (2023). PlantInfoCMS: Scalable plant disease information collection and management system for training AI models. Sensors. 23(11): 5032.

[6]. Ivezić A., Trudić B., Stamenković Z., Kuzmanović B., Perić S., Ivošević B., Buđen M. & Petrović K. (2023). Drone-related agrotechnologies for precise plant protection in Western Balkans: Applications, possibilities, and legal framework limitations. Agronomy. 13(10): 2615.

[7]. Tetila E., Machado B., Astolfi G., Belete N., Amorim W., Roel A. & Pistori H. (2020). Detection and classification of soybean pests using deep learning with UAV images. Comput Electron Agric. 179(1): 105836.

[8]. Kerkech M., Hafiane A. & Canals R. (2020). Vine disease detection in UAV multispectral images using optimized image registration and deep learning segmentation approach. Comput Electron Agric. 174(1): 105446.

[9]. Liu Y., Nie C., Zhang Z., Wang Z., Ming B., Xue J., Meng L., Cui N., Wu W. & Jin X. (2022). Evaluating how lodging affects maize yield estimation based on UAV observations. Front Plant Sci. 13(1): 979103.

[10]. Baykalov P., Bussmann B., Nair R., Smith A. G., Bodner G., Hadar O., Lazarovitch N. & Rewald B. (2023). Semantic segmentation of plant roots from RGB (mini-) rhizotron images-generalisation potential and false positives of established methods and advanced deep-learning models. Plant Methods. 19(1): 122.

[11]. Fu Z., Jiang J., Gao Y., Krienke B., Wang M., Zhong K., Zhu Y., Cao W. & Liu X. (2020). Wheat growth monitoring and yield estimation based on multi-rotor unmanned aerial vehicle. Remote Sensing. 12(3): 508.

[12]. Hernandez A., Murcia H., Copot C. & De Keyser R. (2015). Towards the development of a smart flying sensor: illustration in the field of precision agriculture. Sensors. 15(7): 16688-16709.

[13]. Christiansen M. P., Laursen M. S., Jorgensen R. N., Skovsen S. & Gislum R. (2017). Designing and testing a UAV mapping system for agricultural field surveying. Sensors. 17(12).

[14]. Wang T., Liu Y., Wang M., Fan Q., Tian H., Qiao X. & Li Y. (2021). Applications of UAS in crop biomass monitoring: A review. Front Plant Sci. 12(1): 616689.

[15]. Kim J., Kim S., Ju C. & Son H. I. (2019). Unmanned aerial vehicles in agriculture: A review of perspective of platform, control, and applications. IEEE Access. 7(1): 105100-105115.

[16]. Panday U., Pratihast A., Aryal J. & Kayastha R. (2020). A review on drone-based data solutions for cereal crops. Drones. 4(3): 41.

[17]. Su X., Wang J., Ding L., Lu J., Zhang J., Yao X., Cheng T., Zhu Y., Cao W. & Tian Y. (2023). Grain yield prediction using multi-temporal UAV-based multispectral vegetation indices and endmember abundance in rice. Field Crops Research. 299: 108992.

[18]. Tunca E., Köksal E. S., Çetin S., Ekiz N. M. & Balde H. (2018). Yield and leaf area index estimations for sunflower plants using unmanned aerial vehicle images. Environ Monit Assess. 190(11): 682.

[19]. Ninkov A., Frank J. R. & Maggio L. A. (2022). Bibliometrics: Methods for studying academic

publishing. Perspect Med Educ. 11(3): 173-176.

[20]. Bouguettaya A., Zarzour H., Kechida A. & Taberkit A. M. (2023). A survey on deep learning-based identification of plant and crop diseases from UAV-based aerial images. Cluster Comput. 26(2): 1297-1317.

[21]. Allred B., Eash N., Freeland R., Martinez L. & Wishart D. (2018). Effective and efficient agricultural drainage pipe mapping with UAS thermal infrared imagery: A case study. Agric Water Manag. 197(1): 132-137.

[22]. Zhang C., Atkinson M., George C., Wen Z., Diazgranados M. & Gerard F. (2020). Identifying and mapping individual plants in a highly diverse high-elevation ecosystem using UAV imagery and deep learning. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 169(1): 280-291.

[23]. Zhao Y., Ma J., Li X. & Zhang J. (2018). Saliency detection and deep learning-based wildfire identification in UAV imagery. Sensors. 18(3): 712.

[24]. Zhu W., Rezaei E., Nouri H., Sun Z., Li J., Yu D. & Siebert S. (2022). UAV-based indicators of crop growth are robust for distinct water and nutrient management but vary between crop development phases. Field Crops Research. 284(1): 108582.

[25]. Sousa J. J., Toscano P., Matese A., Di Gennaro S. F., Berton A., Gatti M., Poni S., Padua L., Hruska J., Morais R. & Peres E. (2022). UAV-based hyperspectral monitoring using push-broom and snapshot sensors: A multisite assessment for precision viticulture applications. Sensors. 22(17): 6574.

[26]. Ye H., Huang W., Huang S., Cui B., Dong Y., Guo A., Ren Y. & Jin Y. (2020). Recognition of banana *Fusarium* wilt based on UAV remote sensing. Remote Sensing. 12(6): 938.

[27]. Li B., Xu X., Zhang Li, Han Jiwan, Bian Chunsong, Li Guangcun, Liu Jiangang & Jin Liping (2020). Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 162(1): 161-172.

[28]. Blasch G., Anberbir T., Negash T., Tilahun L., Belayineh F. Y., Alemayehu Y., Mamo G., Hodson D. P. & Rodrigues F. A., Jr. (2023). The potential of UAV and very high-resolution satellite imagery for yellow and stem rust detection and phenotyping in Ethiopia. Sci Rep. 13(1): 16768.

[29]. Subramanian K. S., Pazhanivelan S., Srinivasan G., Santhi R. & Sathiah N. (2021). Drones in insect pest management. Front Agron. 3(1): 640885.

[30]. Cao Y., Li G., & Zhang S. (2020). Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images. Comput Electron Agric. 171(1): 105331.

[31]. Johansen K., Morton J. L., Malbeteau Y., Aragon B., Al-Mashharawi S., Ziliani G., Angel Y., Fiene G., Negrão S., Mousa A. A., Tester A. & McCabe F. (2020). Predicting biomass and yield in a tomato phenotyping experiment using UAV imagery and random forest. Front Artif Intell. 3(1): 28.

[32]. Strzepek K., Salach M., Trybus B., Siwiec K., Pawlowicz B. & Paszkiewicz A. (2023). Quantitative and qualitative analysis of agricultural fields based on aerial multispectral images using neural networks. Sensors. 23(22): 9251.

[33]. lost F. H., Heldens B., Kong Z. & de Lange S. (2020). Drones: Innovative technology for use in precision pest management. J Econ Entomol. 113(1): 1-25.

[34]. Pan Z., Lie D., Qiang L., Shaolan H., Shilai Y., Yan-de L., Yongxu Y. & Haiyang P. (2016). Effects of citrus tree-shape and spraying height of small unmanned aerial vehicle on droplet distribution. Int J Agricult Biol Eng. 9(1): 45-52.

[35]. Meng Y., Su J., Song J., Chen W. & Lan Y. (2020). Experimental evaluation of UAV spraying for peach trees of different shapes: Effects of operational parameters on droplet distribution. Comput Electron Agric. 170(1): 105282.

[36]. Hassan M. A., Yang M., Rasheed A., Yang G., Reynolds M., Xia X., Xiao Y. & He Z. (2019). A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform. Plant Sci. 282(1): 95-103.

[37]. Comba L., Biglia A., Ricauda Aimonino D., Tortia C., Mania E., Guidoni S. & Gay P. (2020). Leaf Area Index evaluation in vineyards using 3D point clouds from UAV imagery. Precision Agriculture. 21(4): 881-896.

[38]. Zhang H., Ge Y., Xie X., Atefi A., Wijewardane N. K. & Thapa S. (2022). High throughput analysis of leaf chlorophyll content in sorghum using RGB, hyperspectral, and fluorescence imaging and sensor fusion. Plant Methods. 18(1): 60.

[39]. Alordzinu K. E., Li J., Lan Y., Appiah S. A., Al Aasmi A., Wang H., Liao J., Sam-Amoah L. K. & Qiao S. (2021). Ground-based hyperspectral remote sensing for estimating water stress in tomato growth in sandy loam and silty loam soils. Sensors. 21(17): 5705.

[40]. Meng Y., Zhong W., Liu C., Su J., Su J., Lan Y., Wang Z. & Wang M. (2022). UAV spraying on citrus crop: impact of tank-mix adjuvant on the contact angle and droplet distribution. PeerJ. 10(1): e13064.

[41]. Chen P., Douzals J. P., Lan Y., Cotteux E., Delpuech X., Pouxviel G. & Zhan Y. (2022). Characteristics of unmanned aerial spraying systems and related spray drift: A review. Front Plant Sci. 13(1): 870956.

[42]. Khan S., Tufail M., Khan M. T., Khan Z. A., Iqbal J. & Wasim A. (2021). Real-time recognition of spraying area for UAV sprayers using a deep learning approach. PLoS One. 16(4): e0249436.

[43]. Gašparović M., Zrinjski M., Barković D. & Radočaj D. (2020). An automatic method for weed mapping in oat fields based on UAV imagery. Comput Electron Agric. 173: 105385.

[44]. Hassan S. I., Alam M. M., Zia M. Y. I., Rashid M., Illahi U. & Su'ud M. M. (2022). Rice crop counting using aerial imagery and GIS for the assessment of soil health to increase crop yield. Sensors. 22(21): 8567.

[45]. Khater E. G., Ali S. A., Afify M. T., Bayomy M. A.

& Abbas R. S. (2022). Using of geographic information systems (GIS) to determine the suitable site for collecting agricultural residues. Sci Rep. 12(1): 14567.

[46]. Barrile V., Simonetti S., Citroni R., Fotia A. & Bilotta G. (2022). Experimenting agriculture 4.0 with sensors: A data fusion approach between remote sensing, UAVs and self-driving tractors. Sensors. 22(20): 7910.

[47]. Pearse Grant D., Tan Alan Y. S., Watt Michael S., Franz Matthias O. & Dash Jonathan P. (2020). Detecting and mapping tree seedlings in UAV imagery using convolutional neural networks and field-verified data. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 168(1): 156-169.

[48]. Schiefer F., Kattenborn T., Frick A., Frey J., Schall P., Koch B. & Schmidtlein S. (2020). Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGB-imagery by means of convolutional neural networks. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 170(1): 205-215.

[49]. Perich G., Hund A., Anderegg J., Roth L., Boer M. P., Walter A., Liebisch F. & Aasen H. (2020). Assessment of multi-image unmanned aerial vehicle based high-throughput field phenotyping of canopy temperature. Front Plant Sci. 11(1): 150.

[50]. Sun C., Feng L., Zhang Z., Ma Y., Crosby T., Naber M. & Wang Y. (2020). Prediction of end-of-season tuber yield and tuber set in potatoes using in-season UAV-based hyperspectral imagery and machine learning. Sensors. 20(18): 5293.

[51]. Torres-Sánchez J., Peña J., de Castro A. & López F. (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. Comput Electron Agric. 103(1): 104-113.

[52]. Yang T., Zhou S., Xu A., Ye J. & Yin J. (2023). An approach for plant leaf image segmentation based on YOLOV8 and the improved DEEPLABV3. Plants. 12(19): 3438.

[53]. Ma X., Deng X., Qi L., Jiang Y., Li H., Wang Y. & Xing X. (2019). Fully convolutional network for rice seedling and weed image segmentation at the seedling stage in paddy fields. PLoS One. 14(4): e0215676.

[54]. Sapoukhina N., Boureau T. & Rousseau D. (2022). Plant disease symptom segmentation in chlorophyll fluorescence imaging with a synthetic dataset. Front Plant Sci. 13(1): 969205.

[55]. Ding R., Luo J., Wang C., Yu L., Yang J., Wang M., Zhong S. & Gu R. (2023). Identifying and mapping individual medicinal plant Lamiophlomis rotata at high elevations by using unmanned aerial vehicles and deep learning. Plant Methods. 19(1): 38.

[56]. Aslan M., Durdu A., Sabanci K., Ropelewska E. & Gültekin S. (2022). A comprehensive survey of the recent studies with UAV for precision agriculture in open fields and greenhouses. Applied Sciences. 12(3): 1047.

[57]. Zhang M., Zhou J., Sudduth A. & Kitchen R. (2020). Estimation of maize yield and effects of variable-rate nitrogen application using UAV-based RGB imagery. Biosystems Eng. 189(1): 24-35.

[58]. Ashapure A., Jung J., Chang A., Oh S., Yeom J., Maeda M., Maeda A., Dube N., Landivar J., Hague S. & Smith W. (2020). Developing a machine learning based cotton yield estimation framework using multi-temporal UAS data. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 169(1): 180-194.

[59]. Zheng J., Fu H., Li W., Wu W., Yu L., Yuan S., Tao W., Pang T. & Kanniah K. (2021). Growing status observation for oil palm trees using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 173(1): 95-121.

[60]. Gomez S., Vergara A., Montenegro F., Alonso R., Safari N., Raymaekers D., Ocimati W., Ntamwira J., Tits L., Omondi A. & Blomme G. (2020). Detection of banana plants and their major diseases through aerial images and machine learning methods: A case study in DR Congo and Republic of Benin. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 169(1): 110-124.

[61]. Johansen K., Duan Q., Tu H., Searle C., Wu D., Phinn S., Robson A. & McCabe F. (2020). Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and WorldView-3 imagery. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 165(1): 28-40.

[62]. Faiçal S., Freitas H., Gomes H., Mano Y., Pessin G., de Carvalho F., Krishnamachari B. & Ueyama J. (2017). An adaptive approach for UAV-based pesticide spraying in dynamic environments. Comput Electron Agric. 138(1): 210-223.

[63]. Ahmed F., Al-Mamun H., Bari A. S. M., Hossain E. & Kwan P. (2012). Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach. Crop Protection. 40(1): 98-104.

[64]. Hung C., Xu Z. & Sukkarieh S. (2014). Feature learning based approach for weed classification using high resolution aerial images from a digital camera mounted on a UAV. Remote Sensing. 6(12): 12037-12054.

[65]. Park S., Lee H. & Chon J. (2019). Sustainable monitoring coverage of unmanned aerial vehicle photogrammetry according to wing type and image resolution. Environmental Pollution. 247(1): 340-348.

[66]. Erdelj M., Saif O., Natalizio E. & Fantoni I. (2019). UAVs that fly forever: Uninterrupted structural inspection through automatic UAV replacement. Ad Hoc Networks. 94(1): 101612.

[67]. Ju C. & Son H. I. (2018). Multiple UAV systems for agricultural applications: Control, implementation, and evaluation. Electronics. 7(9): 162.

[68]. Shi Q., Liu D., Mao H., Shen B., Liu X. & Ou M. (2019). Study on assistant pollination of facility tomato by UAV. 2019 ASABE Annual International Meeting. 1.

[69]. Roldán J., Joossen G., Sanz D., Del Cerro J. & Barrientos A. (2015). Mini-UAV based sensory system for measuring environmental variables in greenhouses. Sensors. 15(2): 3334-3350.