

Đánh giá tình trạng dinh dưỡng cây ăn quả

sử dụng thiết bị bay không người lái và phương pháp học máy

Nguyễn Huy Trung*, Lê Thị Kiều Oanh, Bùi Thị Hảo, Nguyễn Duy Hải, Nguyễn Quang Thi,
Vũ Thị Hòa, Dương Minh Ngọc, Hoàng Hữu Chiến

Trường Đại học Nông Lâm Thái Nguyên

Assessment of fruit tree nutritional conditions using unmanned aerial vehicle and machine learning

Nguyen Huy Trung*, Le Thi Kieu Oanh, Bui Thi Hao, Nguyen Duy Hai, Nguyen Quang Thi,
Vu Thi Hoa, Duong Minh Ngoc, Hoang Huu Chien

Thai Nguyen University of Forestry and Agriculture

*Corresponding author: nguyenhuytrung@tuaf.edu.vn

<https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.12.5.2023.018-026>

TÓM TẮT

Thiết bị bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle – UAV) với bộ cảm biến đa phổ ngày càng được sử dụng rộng rãi trong theo dõi và đánh giá sức khỏe cây trồng, phục vụ phát triển nông nghiệp chính xác. Nghiên cứu này sử dụng dữ liệu ảnh đa phổ thu thập từ thiết bị bay Phantom 4 Multispectral kết hợp phương pháp học máy để phân loại tình trạng dinh dưỡng của cây bưởi thành 3 nhóm: tốt, trung bình và kém. Kết quả nghiên cứu cho thấy các nhóm tình trạng dinh dưỡng có đặc trưng phản xạ phổ điển hình và có thể phân biệt được trong các vùng sóng ánh sáng nhìn thấy (450 - 650 nm) và sóng cận hồng ngoại (840 nm). Các chỉ số thực vật trích xuất từ dữ liệu ảnh đa phổ có mối liên hệ chặt chẽ với các nhóm tình trạng dinh dưỡng cây trồng (giá trị $p < 0,05$). Mô hình Random Forest được sử dụng để phân loại các nhóm tình trạng dinh dưỡng cho độ chính xác tổng thể 90% và hệ số phân loại Kappa đạt 0,85. Đa số cây bưởi trong khu vực nghiên cứu có tình trạng dinh dưỡng tốt (244 cây). Số cây có tình trạng dinh dưỡng trung bình và kém lần lượt là 77 cây và 32 cây. Phương pháp và kết quả trình bày trong bài báo này bổ sung cơ sở khoa học cho việc ứng dụng công nghệ UAV trong theo dõi và đánh giá cây ăn quả nói riêng và trong nông nghiệp nói chung ở Việt Nam.

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 07/09/2023

Ngày phân biện: 09/10/2023

Ngày quyết định đăng: 30/10/2023

Từ khóa:

ảnh đa phổ, cây bưởi,
dinh dưỡng cây trồng,
Random Forest, UAV.

Keywords:

Multispectral image,
plant nutrition, pomelo fruits,
Random Forest, UAV.

ABSTRACT

Unmanned Aerial Vehicles (UAV) with multispectral sensors have been increasingly used for monitoring and assessing fruit tree health, facilitating the development of precision agriculture. This study used multispectral imagery collected by a Phantom 4 Multispectral UAV in combination with a machine learning method to classify the nutritional conditions of pomelo fruit trees into three groups: good, moderate and poor. The results indicated that the three nutritional groups had typical spectral reflectance properties and were distinguishable from each other in the visible wavelengths (450 - 650 nm) and near infrared wavelength (840 nm). Spectral vegetation indices computed from UAV multispectral bands had strong relationships with tree nutritional conditions ($p < 0.05$). A Random Forest model developed to classify nutritional conditions achieved an overall accuracy of 90% and a Kappa coefficient of 0.85. Overall, the majority of pomelo fruit trees in the study area had good nutritional status (244 trees). The numbers of trees with moderate and poor nutritional conditions were 77 and 32 trees, respectively. Methods and results presented in this paper supplement the scientific basis and facilitate the application of UAV technology in orchard monitoring and management in Vietnam.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Thiết bị bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle - UAV) đang dần trở thành công cụ hữu ích người nông dân trong các hoạt động theo dõi, chăm sóc cây trồng ở nhiều nước [1]. Nhờ tính năng bay linh hoạt và độ cao có thể điều chỉnh được, UAV có thể thu thập dữ liệu về sức khỏe của cây trồng một cách nhanh chóng và chính xác. Nắm bắt tình trạng sức khỏe của cây trồng bằng cách phân tích dữ liệu ảnh UAV có hỗ trợ rất lớn cho các nhà nghiên cứu và nhà nông trong xây dựng và điều chỉnh chế độ chăm sóc [2]. Một số cây trồng đã được thử nghiệm rất thành công ở trong nước cũng như trên thế giới như táo, lê và các cây ngắn ngày nông nghiệp ngắn ngày khác [3-6].

Sử dụng UAV nhỏ trang bị các bộ cảm biến đa phổ (multispectral sensors) được xem như là lựa chọn phù hợp đối với các ứng dụng trong nông nghiệp [1, 7]. Các chỉ số thực vật tính toán từ dữ liệu ảnh đa phổ UAV thường được sử dụng để diễn dịch thành các dấu hiệu của một số vấn đề mà cây trồng đang gặp phải như sâu bệnh, thiếu nước và chất dinh dưỡng [2, 8]. Một số trong những số thực vật được sử dụng phổ biến trong đánh giá sức khỏe cây trồng là Chỉ số khác biệt thực vật chuẩn hóa (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI). NDVI được xác định dựa trên khả năng hấp thụ ánh sáng của cây trồng ở hai bước sóng đỏ (red) và cận hồng ngoại (near-infrared), là những vùng sóng liên quan chặt chẽ với quá trình quang hợp của cây trồng. Do đó, NDVI được xem là một trong những chỉ số quan trọng nhất để đánh giá trạng thái sức khỏe của cây trồng.

Xác định ngưỡng (thresholds) là một trong những phương pháp đơn giản nhất để phân loại sức khỏe cây trồng từ chỉ số thực vật. Cây có tình trạng sức khỏe tốt thường có giá trị chỉ số thực vật cao hơn cây yếu. Ví dụ, Suab [9] phân loại sức khỏe cho cây cọ dầu với 2 khoảng giá trị NDVI từ 0,3-0,4 đối với cây yếu và từ 0,41-1,0 đối với cây khỏe. Tuy nhiên phương pháp này thường tạo ra sai số lớn khi áp dụng cho các vùng cây trồng có sự đa dạng về độ tuổi, loại

cây và mức độ chăm sóc. Sử dụng các phương pháp học máy (như Support Vector Machine và Random Forest) và học sâu (Deep Learning) có thể giúp đánh giá sức khỏe cây trồng từ dữ liệu ảnh UAV với độ chính xác cao [10-12].

Ở nước ta, việc ứng dụng công nghệ UAV trong nông nghiệp nói chung và theo dõi diễn biến cây ăn quả nói riêng chưa được phổ biến do nhiều nguyên nhân. Một trong những nguyên nhân chính là chưa có đầy đủ cơ sở khoa học về khả năng và quy trình ứng dụng UAV cụ thể đối với các loại cây trồng khác nhau. Ngoài ra, trình độ và khả năng ứng dụng khoa học công nghệ của nhà quản lý, người nông dân và doanh nghiệp kinh doanh dịch vụ chưa đồng bộ. Từ các vấn đề trên, nghiên cứu này trình bày phương pháp đánh giá nhanh tình trạng dinh dưỡng cây trồng sử dụng dữ liệu ảnh đa phổ UAV và phương pháp học máy. Từ đó bổ sung cơ sở khoa học cho việc ứng dụng công nghệ UAV trong theo dõi, đánh giá cây ăn quả nói riêng và trong nông nghiệp nói chung ở Việt Nam. Mặc dù, nghiên cứu được tiến hành trên đối tượng là bưởi trên diện tích nhỏ, các quy trình trình bày trong nghiên cứu này có thể được áp dụng đối với các loại cây trồng khác và có tính khả thi khi áp dụng cho các khu vực chuyên canh lớn.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu là Mô hình vườn bưởi Diễn tại Trường Đại học Nông Lâm Thái Nguyên, thuộc thành phố Thái Nguyên, tỉnh Thái Nguyên (Hình 1). Vườn bưởi chuyên canh có tổng diện tích khoảng 0,7 ha, địa hình tương đối bằng phẳng, độ cao trung bình từ 9,7 - 12,5 m. Vườn bưởi có tổng số 353 cây được trồng theo hàng với mật độ khá đồng đều, khoảng cách trung bình giữa các cây từ 4 - 5 m. Chiều cao cây trung bình là 3,3 m, cây thấp nhất là 0,5 m và cao nhất là 6,2 m [13]. Vườn bưởi được chia làm hai khu vực, khu vực cây lớn có độ tuổi từ 4 - 6 năm và khu vực cây nhỏ có độ tuổi từ 1 - 2 năm (Hình 1). Nhu cầu về nước và dinh dưỡng của cây bưởi Diễn rất lớn, đặc biệt trong giai đoạn ra hoa và phát triển trái.



Hình 1. Ranh giới khu vực nghiên cứu trên nền ảnh ghép trực giao (RGB)

2.2. Vật liệu nghiên cứu

2.2.1. Dữ liệu ảnh UAV

Dữ liệu ảnh UAV được thu thập bằng thiết bị bay không người lái DJI Phantom 4 Multispectral. Đây là thiết bị UAV được thiết kế dành riêng cho các ứng dụng trong nông nghiệp chính xác. Thiết bị Phantom 4 Multispectral thu thập dữ liệu ảnh sử dụng 6 bộ cảm biến (camera) riêng biệt bao gồm 1 camera thu ảnh toàn sắc

(RGB) và một dãy camera thu thập dữ liệu đa phổ với 5 kênh ảnh từ vùng sóng sáng nhìn thấy đến cận hồng ngoại (Bảng 1). Phantom 4 Multispectral có khối lượng gần 1,5 kg, với thời gian bay khoảng 27 phút mỗi lượt với tốc độ từ 3-6 m/s. Thiết bị được tích hợp công nghệ định vị vệ tinh GNSS (global navigation satellite system) để định vị chính xác vị trí và hướng bay.

Bảng 1. Dữ liệu ảnh đa phổ thu thập bằng thiết bị UAV Phantom 4 Multispectral

STT	Kênh ảnh	Bước sóng
1	Ảnh toàn sắc (RGB)	-
2	Lục (Blue)	450 nm ± 16 nm
3	Lam (Green)	560 nm ± 16 nm
4	Đỏ (Red)	650 nm ± 16 nm
5	Cạnh đỏ (Red Edge)	730 nm ± 16 nm
6	Cận hồng ngoại (Near Infrared – NIR)	840 nm ± 26 nm

Dữ liệu ảnh UAV được thu thập trong khoảng giờ trưa ngày 23/02/2023 (để hạn chế bóng đối tượng) trên ảnh dưới điều kiện thời tiết tốt (trời không mây, tốc độ gió dưới 4 m/s). Kế hoạch bay chi tiết và hoạt động điều khiển bay tại hiện trường được thực hiện trên bộ điều khiển từ xa tích hợp với phần mềm DJI Ground Station Pro cài đặt trên máy tính bảng iPad. Thiết bị UAV

thu thập ảnh ở độ cao bay 30 m so với bề mặt đất với tốc độ bay trung bình 1,3 m/s. Tổng số 3.798 ảnh được thu thập tại khu vực nghiên cứu (633 ảnh/camera). Mỗi ảnh gốc có kích thước 1.600 x 1.300 điểm ảnh (pixels) và độ phân giải không gian là 1,6 cm. Độ chồng phủ giữa các ảnh được thiết lập 80% theo cả chiều ngang và chiều dọc.

2.2.2. Cây mẫu

Tình trạng dinh dưỡng của cây mẫu được đánh giá bằng phương pháp chuyên gia. Các nhà khoa học cây trồng khảo sát thực địa và lựa chọn ngẫu nhiên 30 cây mẫu tại khu vực nghiên cứu. Tình trạng dinh dưỡng mỗi cây được đánh giá thông qua một số tiêu chí bao gồm kiểm tra và đánh giá màu sắc và hình thái lá, kích thước và số lượng lá, kích thước thân và cành, chiều cao cây và cấu trúc tán lá, và các điều kiện xung quanh cây mẫu (như đất, thảm thực bì). Sau khi quan sát và kiểm tra, chuyên gia sẽ phân loại tình trạng dinh dưỡng của cây mẫu theo 3 mức độ: kém (cây thiếu dinh dưỡng nghiêm trọng), trung bình và tốt.

2.3. Phương pháp nghiên cứu

2.3.1. Xử lý ảnh UAV và xác định vị trí cây trồng

Dữ liệu ảnh UAV sau khi thu thập được tự động xử lý sử dụng phần mềm Pix4Dmapper. Sau khi nhập ảnh và các tham số có liên quan, phần mềm sẽ xử lý sơ bộ để liên kết các ảnh có độ chồng phủ cao bằng cách tìm kiếm các điểm chung giữa chúng (keypoints). Các điểm keypoints sau đó được tăng dày mật độ để xây dựng đám mây điểm dày đặc (densified point cloud). Từ đám mây điểm này, phần mềm sẽ tính toán xây dựng các mô hình số độ cao, tạo ảnh ghép trực giao (RGB orthomosaic) và tính toán giá trị phản xạ (spectral reflectance maps) của 5 kênh phổ đã thu thập được. Các sản phẩm từ quá trình xử lý ảnh (mô hình số độ cao, bản đồ ảnh ghép trực giao và phản xạ phổ) được trích xuất với độ phân giải không gian 1,6 cm và chuyển đổi về hệ tọa độ quốc gia VN2000 để sử dụng cho các bước xử lý tiếp theo.

Vị trí và hình thái tán của mỗi cây được xác định bằng cách áp dụng phương pháp tìm kiếm giá trị cực đại địa phương (Local Maxima) và thuật toán phân vùng ảnh watershed (watershed segmentation) đối với mô hình chiều cao đối tượng (Canopy Height Model - CHM). Chi tiết về phương pháp và kết quả được trình bày trong nghiên cứu của Nguyễn Huy Trung và cộng sự [13].

2.3.2. Đặc trưng phản xạ phổ của cây trồng theo tình trạng dinh dưỡng

Đặc trưng phản xạ phổ của mỗi nhóm tình trạng dinh dưỡng (kém, trung bình, tốt) được đánh giá bằng cách áp dụng một mô hình hồi quy phi tham số Loess (Locally estimated scatterplot smoothing) [14] để xác định mối quan hệ giữa tỷ lệ phản xạ của cây trồng và bước

sóng quang phổ. Mô hình này được sử dụng vì mối quan hệ giữa tỷ lệ phản xạ phổ và bước sóng thường là phi tuyến tính và không theo một hàm toán học cụ thể nào. Tỷ lệ phản xạ phổ của mỗi cây mẫu được tính toán là giá trị trung bình của các điểm ảnh (pixels) thuộc tán cây đó. Biểu đồ phân tán (scatterplot) được sử dụng để thể hiện tỷ lệ phản xạ phổ của các cây mẫu ($n = 30$) theo bước sóng quang phổ và đường hồi quy Loess cho mỗi nhóm tình trạng dinh dưỡng.

2.3.3. Mối liên hệ giữa các chỉ số thực vật và tình trạng dinh dưỡng cây trồng

Ba chỉ số thực vật được sử dụng để đánh giá tình trạng dinh dưỡng cây trồng, bao gồm NDVI, Chỉ số khác biệt thực vật xanh lá (Green Normalized Difference Vegetation Index - GNDVI) và Chỉ số khác biệt thực vật cạnh đỏ (Red-Edge Normalized Difference Vegetation Index - NDVI_{re}). Các chỉ số GNDVI và NDVI_{re} cũng tương tự như NDVI nhưng tập trung vào đánh giá sự tương tác của cây trồng với các bước sóng xanh lam (Green) và cạnh đỏ (Red-Edge). Các chỉ số này đóng vai trò quan trọng để đánh giá trạng thái sức khỏe của cây trồng và được sử dụng rất rộng rãi trong các nghiên cứu trước đây [6, 15]. Khi các chỉ số NDVI, GNDVI và NDVI_{re} có giá trị thấp thể hiện cây trồng phát triển kém hoặc đang chịu những tác động tiêu cực. Các chỉ số thực vật được tính toán từ các kênh ảnh đa phổ UAV theo các công thức sau:

$$NDVI = \frac{\text{Cận hồng ngoại} - \text{Đỏ}}{\text{Cận hồng ngoại} + \text{Đỏ}} \quad (1)$$

$$GNDVI = \frac{\text{Cận hồng ngoại} - \text{Lam}}{\text{Cận hồng ngoại} + \text{Lam}} \quad (2)$$

$$NDVI_{re} = \frac{\text{Cận hồng ngoại} - \text{Cạnh đỏ}}{\text{Cận hồng ngoại} + \text{Cạnh đỏ}} \quad (3)$$

Giá trị NDVI, GNDVI và NDVI_{re} được trích xuất cho các cây mẫu ($n = 30$) và thể hiện sự phân bố theo nhóm tình trạng dinh dưỡng trên các biểu đồ hộp (boxplots). Sau đó phương pháp kiểm định Kruskal-Wallis [16] được sử dụng để đánh giá mối liên hệ giữa các chỉ số thực vật và các nhóm tình trạng dinh dưỡng cây trồng. Kiểm định Kruskal-Wallis là một phương pháp thống kê phi tham số được sử dụng rộng rãi để kiểm tra sự khác biệt về trung vị giữa các nhóm độc lập.

2.3.4. Phân loại tình trạng dinh dưỡng cây trồng sử dụng thuật toán Random Forest

Mô hình học máy Random Forest [17] được sử dụng để phân loại tình trạng dinh dưỡng cho tất cả các cây bưởi trong khu vực nghiên cứu. Mô hình Random Forest sử dụng các cây quyết định (decision trees) để tạo ra một mô hình phân loại chính xác và ổn định. Mô hình trong nghiên cứu này thiết lập 300 cây quyết định. Biến độc lập (independent variables) sử dụng trong mô hình là các giá trị thống kê chỉ số thực vật của mỗi tán cây; bao gồm giá trị trung bình, trung vị, tứ phân vị Q1 và Q3 của các chỉ số NDVI, GNDVI và NDVI_{re}. Biến phụ thuộc (dependent variable) là các nhóm tính trạng dinh dưỡng (kém, trung bình, tốt) được xác định đối với tập cây mẫu – dữ liệu huấn luyện (n = 30). Mô hình được xây dựng sử dụng bộ công cụ *randomForest* trong phần mềm R Programming (phiên bản 4.2.2).

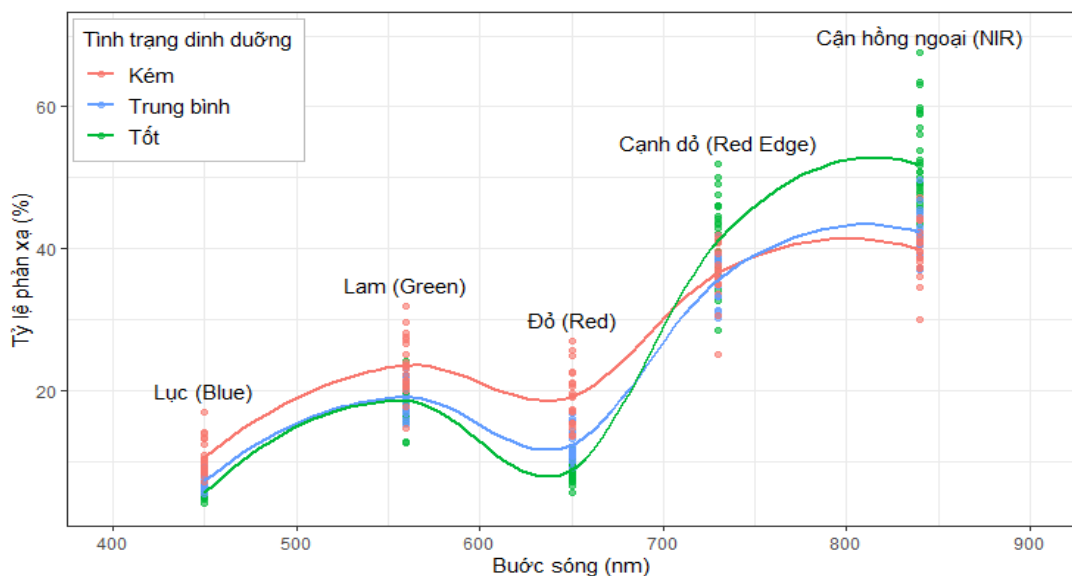
Độ chính xác của mô hình phân loại Random Forest được đánh giá bằng phương pháp out-of-bag (OOB). Khi huấn luyện mô hình, một phần dữ liệu (khoảng 70%) sẽ được lựa chọn ngẫu nhiên để huấn luyện cây quyết định, trong khi các mẫu còn lại (khoảng 30%) không được sử dụng trong quá trình huấn luyện. Các mẫu này được gọi là OOB và được sử dụng để tính toán và tổng hợp sai số của mô hình cũng như đánh giá sự quan trọng của các biến độc lập (variable importance). Sai số OOB được thể hiện thông qua ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) cùng

với độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Đặc trưng phản xạ phổ của cây trồng theo tình trạng dinh dưỡng

Đặc trưng phản xạ phổ theo các nhóm tình trạng dinh dưỡng của cây bưởi được thể hiện tại Hình 2. Nhìn chung, cây đủ dinh dưỡng (cây khỏe) thường có tỷ lệ phản xạ các kênh trong vùng sóng lục đến đỏ (450 - 650 nm) thấp hơn so với cây thiếu dinh dưỡng (trung bình và kém). Ngược lại, ở vùng sóng cận đỏ đến cận hồng ngoại (750 - 850 nm), cây đủ dinh dưỡng thường phản xạ mạnh hơn cây thiếu dinh dưỡng. Điều này phù hợp với nguyên lý quang hợp của cây trồng khi một cây khỏe thường hấp thụ phần lớn năng lượng ánh sáng xanh lục và đỏ (khoảng 90 - 95%) để tạo ra chất diệp lục, dẫn tới tỷ lệ phản xạ ở các kênh này thấp hơn so với cây yếu. Sự khác biệt này được thể hiện rõ nhất ở vùng sóng đỏ (khoảng 650 nm) khi cây đủ dinh dưỡng chỉ phản xạ khoảng 8% trong khi cây có mức dinh dưỡng trung bình và kém phản xạ lần lượt khoảng 12% và 20% (Hình 2). Đặc điểm phản xạ tại vùng sóng cận hồng ngoại (khoảng 850 nm) cũng thể hiện sự khác biệt lớn giữa các nhóm cây đủ và thiếu dinh dưỡng. Cây đủ dinh dưỡng có hàm lượng chất diệp lục lớn và phản xạ nhiều năng lượng vùng sóng cận hồng ngoại (trên 50%). Ngược lại, cây thiếu dinh dưỡng có hàm lượng chất diệp lục thấp hơn và chỉ phản xạ khoảng 40-42% vùng sóng này (Hình 2).

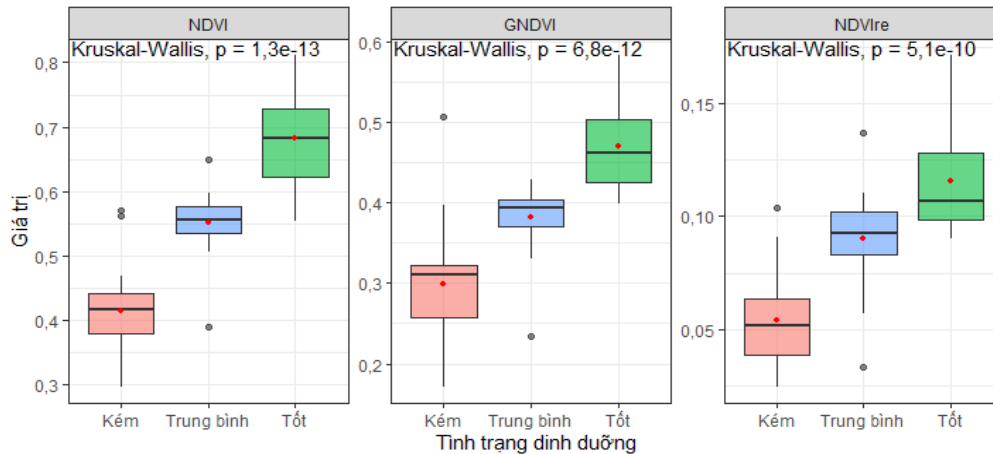


Hình 2. Đặc trưng phản xạ phổ của cây trồng theo các nhóm tình trạng dinh dưỡng

3.2. Mối liên hệ giữa các chỉ số thực vật và tình trạng dinh dưỡng cây trồng

Kết quả đánh giá quan hệ giữa các chỉ số thực vật (NDVI, GNDVI và NDVI_{re}) với tình trạng dinh dưỡng cây trồng được thể hiện trong Hình 3. Nhìn chung, giá trị các chỉ số thực vật và tình

trạng dinh dưỡng cây trồng có mối quan hệ chặt chẽ với nhau, với giá trị p tổng quát nằm dưới mức ý nghĩa ($p < 0,05$) cho cả 3 chỉ số được đánh giá. Giá trị các chỉ số thực vật càng thấp tương ứng với mức độ thiếu dinh dưỡng càng nghiêm trọng của cây trồng.



Hình 3. Các chỉ số thực vật theo các nhóm tình trạng dinh dưỡng

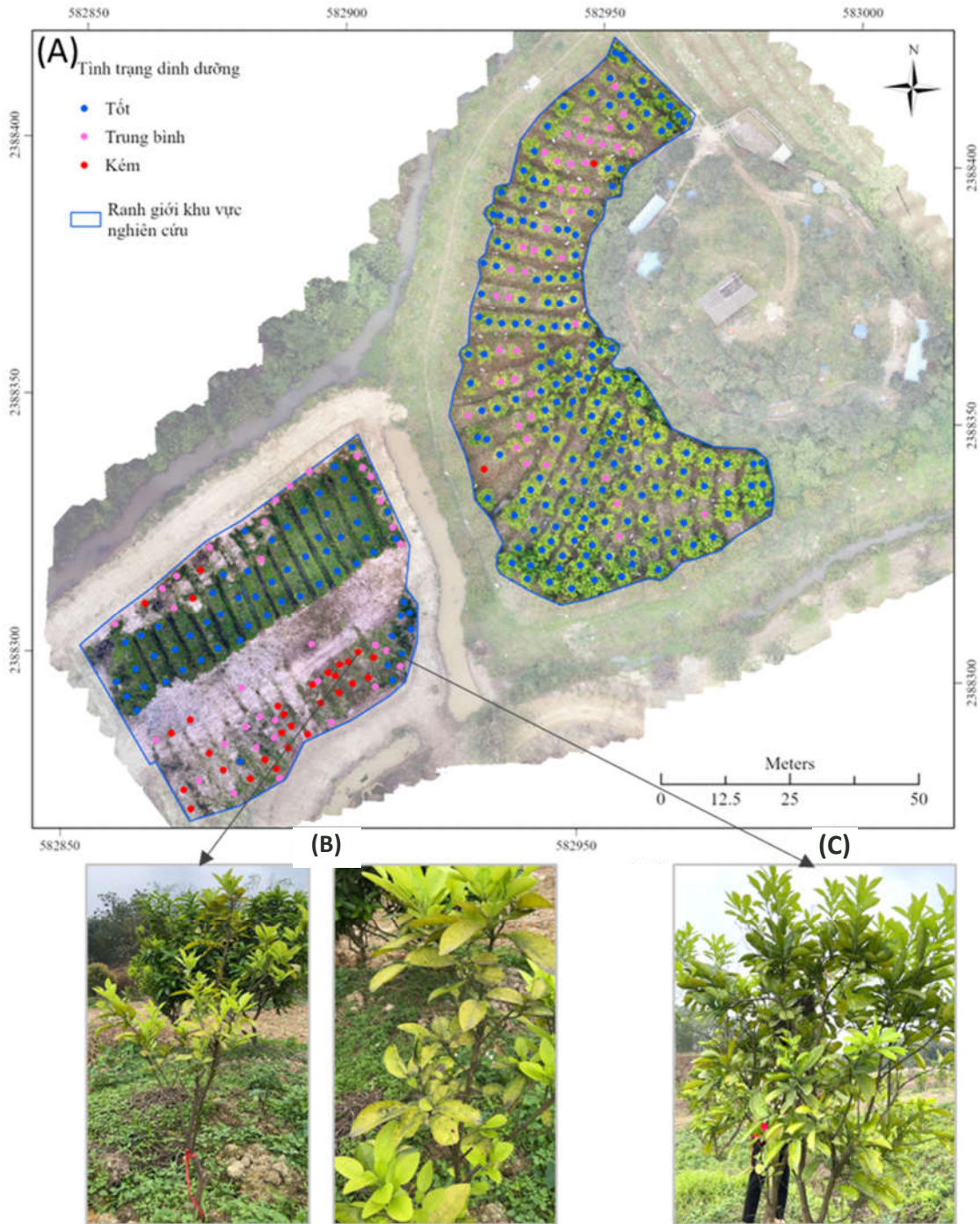
Trong ba chỉ số thực vật được đánh giá, giá trị của chỉ số NDVI thể hiện sự khác biệt rõ ràng nhất giữa các nhóm tình trạng dinh dưỡng cây trồng, với giá trị p thấp nhất ($p = 1,3e-13$). Nhóm cây đủ dinh dưỡng thường có giá trị NDVI lớn hơn 0,63 (trung bình khoảng 0,68), trong khi đó nhóm cây có dinh dưỡng trung bình hoặc kém thường tương ứng với giá trị NDVI trung bình lần lượt khoảng 0,55 và 0,43 (Hình 3). Kết quả này phù hợp với đặc tính phản xạ phổ đã phân tích ở trên với sự khác biệt về tỷ lệ phản xạ thể hiện rõ ở các kênh sóng đỏ và cận hồng ngoại (Hình 2) - là những kênh được sử dụng để tính toán chỉ số NDVI. Giá trị của các chỉ số GNDVI và NDVI_{re} cũng có ý nghĩa thống kê đối với các nhóm tình trạng dinh dưỡng cây trồng, tuy nhiên vẫn có những giá trị ngoại biên, đặc biệt là giữa các nhóm cây có dinh dưỡng trung bình và đủ.

3.3. Phân loại tình trạng dinh dưỡng cây trồng từ ảnh UAV

Kết quả phân loại tình trạng dinh dưỡng cây trồng từ dữ liệu ảnh UAV sử dụng mô hình phân loại Random Forest được thể hiện tại Bảng 2 và Hình 4A. Đa số cây bưởi trong khu vực nghiên cứu có tình trạng dinh dưỡng tốt (244 cây, chiếm 69%). Các cây đủ dinh dưỡng có tán lá xanh, diện tích quang hợp lớn. Số cây bưởi được xác định có tình trạng dinh dưỡng kém là 32 cây (chiếm 9%), chủ yếu tập trung tại khu vực cây nhỏ có độ tuổi từ 1-2 năm, ít được chăm sóc nên cây còi cọc và vàng lá (Hình 4B). Số cây có tình trạng dinh dưỡng trung bình là 77 cây (chiếm 22%), phân bố trên cả hai khu vực cây lớn và cây nhỏ. Các cây này thường bị ảnh hưởng bởi sâu ăn lá từ vụ trước cùng với việc thiếu chăm sóc làm giảm diện tích quang hợp của lá (Hình 4C).

Bảng 2. Thống kê phân loại tình trạng dinh dưỡng cây bưởi

Tình trạng dinh dưỡng	Số cây	Tỷ lệ (%)
Tốt	244	69
Trung bình	77	22
Kém	32	9
Tổng	353	100



Hình 4. Bản đồ phân loại dinh dưỡng cây bưởi (A) và ví dụ hình ảnh thực tế cây có tình trạng dinh dưỡng kém (B), trung bình (C)

Mô hình phân loại Random Forest cho độ chính xác tổng thể 90% và hệ số phân loại Kappa đạt 0,85 (Bảng 3). Cả ba lớp phân loại tình trạng dinh dưỡng (kém, trung bình, tốt) đều cho kết quả với độ chính xác cao (sai số từ 8,3 – 18,2%). Trong đó, nhóm tình trạng dinh dưỡng tốt đạt kết quả cao nhất với lỗi nhầm lẫn (errors of commission) và lỗi bỏ sót (errors of omission) lần lượt là 0% và 8,3%. Một số mẫu thuộc nhóm dinh dưỡng kém hoặc tốt thường bị

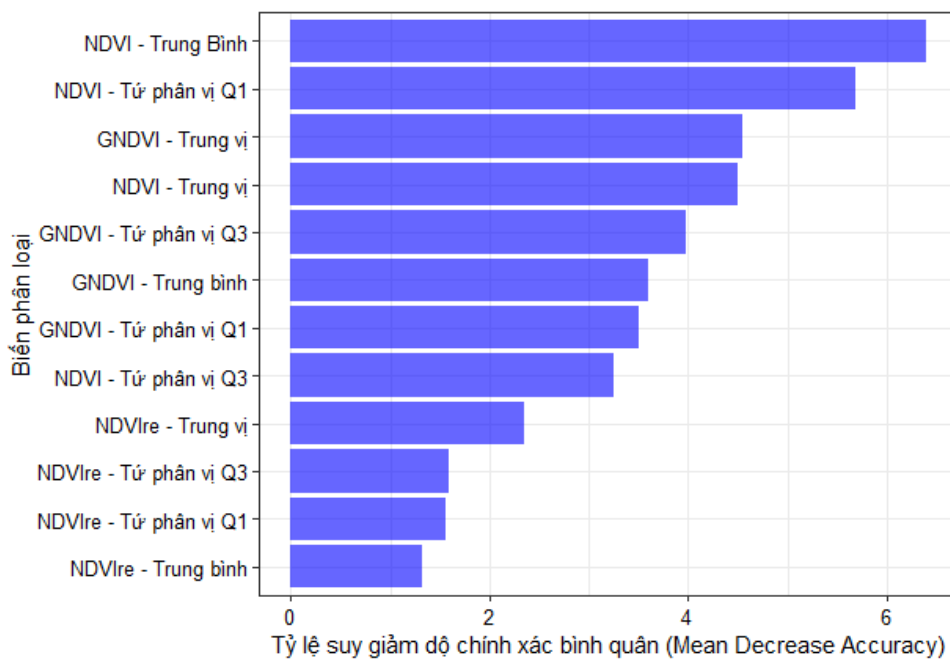
nhầm lẫn (misclassified) với nhóm tình trạng dinh dưỡng trung bình, dẫn tới nhóm này có lỗi nhầm lẫn cao nhất (18,2%). Kết quả phân loại này phù hợp với kỳ vọng của nghiên cứu và cho thấy tình trạng dinh dưỡng cây trồng có thể được đánh giá, phân loại một cách chính xác bằng cách kết hợp dữ liệu ảnh đa phổ UAV và mô hình phân loại Random Forest. Vai trò của các biến phân loại được thể hiện trong Hình 5. Có thể thấy rõ các biến được trích xuất từ chỉ số

NDVI có ảnh hưởng lớn nhất đến kết quả phân loại, tiếp đó là GNDVI và NDVI_{re}. Kết quả này phù hợp với kết quả đánh mối quan hệ của các

chỉ số thực vật và tình trạng dinh dưỡng cây trồng được trình bày ở Hình 3.

Bảng 3. Ma trận nhầm lẫn (confussion matrix) của mô hình Random Forest

Mô hình	Thực tế	Tình trạng dinh dưỡng			Tổng	Lỗi nhầm lẫn – commission (%)
		Kém	Trung bình	Tốt		
Tình trạng dinh dưỡng	Kém	7	1	0	8	12,5
	Trung bình	1	9	1	11	18,2
	Tốt	0	0	11	11	0,0
Tổng		8	10	12	Độ chính xác: 90,0%	
Lỗi bỏ sót - omission (%)		12,5	10,0	8,3	Hệ số Kappa: 0,85	



Hình 5. Vai trò của các biến phân loại trong mô hình Random Forest

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, dữ liệu ảnh đa phổ UAV được sử dụng để đánh giá, phân loại tình trạng dinh dưỡng cây trồng với độ chính xác cao. Các nhóm tình trạng dinh dưỡng (tốt, trung bình, kém) có đặc trưng phản xạ phổ điển hình và có thể phân biệt được từ dữ liệu ảnh đa phổ. Giá trị các chỉ số thực vật (gồm NDVI, GNDVI và NDVI_{re}) có mối liên hệ chặt chẽ với các nhóm tình trạng dinh dưỡng cây trồng, với giá trị p tổng quát nằm dưới mức ý nghĩa ($p < 0,05$) cho cả 3 chỉ số. Tình trạng dinh dưỡng cây bưởi được phân loại từ dữ liệu ảnh UAV sử dụng mô hình phân loại Random Forest cho độ chính xác tổng thể 90% và hệ số phân loại Kappa đạt 0,85.

Kết quả cho thấy đa số cây bưởi trong khu vực nghiên cứu có tình trạng dinh dưỡng tốt (244 cây). Số cây có tình trạng dinh dưỡng trung bình và kém lần lượt là 77 cây và 32 cây.

Nghiên cứu này được thử nghiệm trên vùng trồng tương đối nhỏ với số lượng cây mẫu ít. Nên những nghiên cứu áp dụng công nghệ UAV để phân loại tình trạng dinh dưỡng trên các vùng trồng rộng lớn. Ngoài ra, nghiên cứu này chỉ tập trung đánh giá nhanh dinh dưỡng cây trồng bằng cách phân loại tình trạng dinh dưỡng của cây thành 3 nhóm: tốt, trung bình và kém. Cần có những nghiên cứu sâu hơn để xác định hàm lượng các chất dinh dưỡng trong lá bằng công nghệ UAV.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Lucas Rios do Amaral, Cristiano Zerbato, Rodrigo Greggio de Freitas, Marcelo Rodrigues Barbosa Júnior & Isabela Ordine Pires da Silva Simões (2020). UAV applications in Agriculture 4.0. *Revista Ciência Agronômica*. 51(5). DOI: 10.5935/1806-6690.20200091.
- [2]. Jose Cuaran & Jose Leon (2021). Crop Monitoring using Unmanned Aerial Vehicles: A Review. *Agricultural Reviews*. 42(2): 121-132. DOI: 10.18805/ag.R-180.
- [3]. Deqin Xiao, Yongqi Pan, Jianzhao Feng, Jianjun Yin, Youfu Liu & Long He (2022). Remote sensing detection algorithm for apple fire blight based on UAV multispectral image. *Computers and Electronics in Agriculture*. 199. DOI: 10.1016/j.compag.2022.107137.
- [4]. Chenglong Zhang, João Valente, Lammert Kooistra, Leifeng Guo & Wensheng Wang (2021). Orchard management with small unmanned aerial vehicles: a survey of sensing and analysis approaches. *Precision Agriculture*. 22(6): 2007-2052. DOI: 10.1007/s11119-021-09813-y.
- [5]. Võ Quốc Tuấn, Nguyễn Tấn Lợi, Quảng Thị Dal, Trương Chí Quang & Phạm Quốc Việt (2021). Ứng dụng công nghệ UAV (drones) theo dõi và hỗ trợ cảnh báo sớm dịch hại vùng canh tác lúa tỉnh Sóc Trăng. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*. 57(2): 28-38. DOI: 10.22144/ctu.jvn.2021.034.
- [6]. M. Yang, M. A. Hassan, K. Xu, C. Zheng, A. Rasheed, Y. Zhang, X. Jin, X. Xia, Y. Xiao & Z. He (2020). Assessment of Water and Nitrogen Use Efficiencies Through UAV-Based Multispectral Phenotyping in Winter Wheat. *Front Plant Sci*. 11: 927. DOI: 10.3389/fpls.2020.00927.
- [7]. Dimosthenis C. Tsouros, Anna Triantafyllou, Stamatia Bibi & Panagiotis G. Sarigannidis (2019). Data Acquisition and Analysis Methods in UAV- based Applications for Precision Agriculture. 2019 15th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Santorini, Greece: IEEE.
- [8]. Ana I. de Castro, Yeyin Shi, Joe Mari Maja & Jose M. Peña (2021). UAVs for Vegetation Monitoring: Overview and Recent Scientific Contributions. *Remote Sensing*. 13(11). DOI: 10.3390/rs13112139.
- [9]. S. A. Suab, M. S. Syukur, R. Avtar & A. Korom (2019). Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Derived Normalised Difference Vegetation Index (NDVI) and Crown Projection Area (CPA) to Detect Health Conditions of Young Oil Palm Trees for Precision Agriculture. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. XLII-4/W16: 611-614. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W16-611-2019.
- [10]. Ching-Ju Chen, Ya-Yu Huang, Yuan-Shuo Li, Ying-Cheng Chen, Chuan-Yu Chang & Yueh-Min Huang (2021). Identification of Fruit Tree Pests With Deep Learning on Embedded Drone to Achieve Accurate Pesticide Spraying. *IEEE Access*. 9: 21986-21997. DOI: 10.1109/access.2021.3056082.
- [11]. Hengbiao Zheng, Wei Li, Jiale Jiang, Yong Liu, Tao Cheng, Yongchao Tian, Yan Zhu, Weixing Cao, Yu Zhang & Xia Yao (2018). A Comparative Assessment of Different Modeling Algorithms for Estimating Leaf Nitrogen Content in Winter Wheat Using Multispectral Images from an Unmanned Aerial Vehicle. *Remote Sensing*. 10(12). DOI: 10.3390/rs10122026.
- [12]. Dimitris Zermas, Da Teng, Panagiotis Stanitsas, Michael Bazakos, Daniel Kaiser, Vassilios Morellas, David Mulla & Nikolaos Papanikolopoulos (2015). Automation solutions for the evaluation of plant health in corn fields. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, Germany. IEEE. 6521-6527.
- [13]. Nguyễn Huy Trung, Bùi Thị Hào, Nguyễn Duy Hải, Dương Minh Ngọc, Nguyễn Quang Thi, Nguyễn Ngọc Anh, Ngô Thị Hồng Gấm, Phan Đình Bình & Hoàng Hữu Chiến (2023). Ảnh hưởng của độ cao bay đến việc xác định vị trí và chiều cao cây ăn quả sử dụng thiết bị bay không người lái. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Đại học Thái Nguyên*. 228(09): 384-391. DOI: 10.34238/tnu-jst.7667.
- [14]. William S Cleveland (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American statistical association*. 74(368): 829-836.
- [15]. Jayme Barbedo (2019). A Review on the Use of Unmanned Aerial Vehicles and Imaging Sensors for Monitoring and Assessing Plant Stresses. *Drones*. 3(2). DOI: 10.3390/drones3020040.
- [16]. Wayne W Daniel (1990). Kruskal–Wallis one-way analysis of variance by ranks. *Applied nonparametric statistics*. 226-234.
- [17]. Leo Breiman (2001). Random forests. *Machine learning*. 45: 5-32.