

## Journal of Mining and Earth Sciences

Website: <https://jmes.humg.edu.vn>

# Study on selecting Vegetation Indices to determine potassium content in rice plants using UAV multispectral imagery



Canh Le Van , Lan Thi Pham \*

Hanoi University of Mining and Geology, Hanoi, Vietnam

### ARTICLE INFO

*Article history:*  
Received 15<sup>th</sup> Sept. 2024  
Revised 31<sup>st</sup> Dec. 2024  
Accepted 10<sup>th</sup> Jan. 2025

#### *Keywords:*

Multispectral UAV,  
Potassium content,  
Rice plant nutrition,  
Vegetation indices.

### ABSTRACT

*Potassium is one of the essential nutrients for the metabolism and development of rice plants, enhancing photosynthesis and disease resistance. The objective of this paper is to select the best vegetation index from the spectral bands of UAV imagery to estimate the leaf potassium (K) content in rice plants. Multispectral UAV were used to collect data in rice-growing areas at three different stages: tillering (DN), heading (TB), and ripening (CS). At the same time the images were captured, three leaf samples were taken from three different positions in each field plot to determine the K content in the rice leaves in the laboratory. The vegetation indices selected in this paper include RVI, SIPI, and NDVI, which are highly correlated with the measured leaf K content, with correlation values (R) of 0.735, 0.729, and 0.722, respectively. The reliability of the K content estimation results is high, with an RMSE value of up to 0.27%. The K content in rice plants differs at the DN, TB, and CS stages and decreases over time. The K content also varies between the two rice varieties TBR225 and J02. The results of this paper provide a necessary basis for selecting UAV technology to monitor and choose effective fertilization solutions in rice production.*

Copyright © 2025 Hanoi University of Mining and Geology. All rights reserved.

\*Corresponding author

E - mail: [phamthilan@humg.edu.vn](mailto:phamthilan@humg.edu.vn)

DOI: 10.46326/JMES.2025.66(1).06



## Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa chất

Trang điện tử: <https://tapchi.humg.edu.vn>



# Nghiên cứu lựa chọn chỉ số thực vật xác định hàm lượng Kali của cây lúa từ dữ liệu ảnh UAV đa phổ

Lê Văn Cảnh, Phạm Thị Làn \*

Trường Đại học Mỏ - Địa chất, Hà Nội, Việt Nam

### THÔNG TIN BÀI BÁO

#### Quá trình:

Nhận bài 15/9/2024

Sửa xong 31/12/2024

Chấp nhận đăng 10/01/2025

#### Từ khóa:

Chỉ số thực vật,  
Dinh dưỡng cây lúa,  
Hàm lượng K,  
UAV đa phổ.

### TÓM TẮT

Kali (K) là một trong số các chất dinh dưỡng không thể thiếu của quá trình trao đổi chất và phát triển của cây lúa, giúp tăng cường quang hợp và khả năng chống chịu bệnh. Mục tiêu của bài báo lựa chọn được chỉ số thực vật phù hợp tính từ các kênh phổ trên ảnh UAV để ước tính hàm lượng K của cây lúa. UAV đa phổ được sử dụng thu thập dữ liệu khu vực trồng lúa ở ba thời điểm: lúa đẻ nhánh (DN), lúa trổ bông (TB) và lúa chín sừa (CS). Tại cùng thời điểm bay chụp ảnh, mỗi ô ruộng được lấy ba mẫu lá tại ba vị trí khác nhau, phục vụ xác định hàm lượng K của lá lúa trong phòng thí nghiệm. Các chỉ số thực vật được lựa chọn trong nghiên cứu này bao gồm chỉ số RVI, SIPI và NDVI, có tương quan cao với hàm lượng K đo đạc trên lá, giá trị tương quan R lần lượt là 0,735; 0,729 và 0,722. Độ tin cậy của kết quả tính hàm lượng K ở mức cao với giá trị RMSE lên tới 0,27%. Hàm lượng K của cây lúa ở các giai đoạn DN, TB và CS là khác nhau và giảm dần. Hàm lượng K cũng khác nhau ở hai giống lúa TBR225 và J02. Kết quả nghiên cứu này là cơ sở cần thiết trong việc lựa chọn công nghệ UAV để phục vụ theo dõi, lựa chọn giải pháp bón phân hiệu quả trong sản xuất lúa gạo.

© 2025 Trường Đại học Mỏ - Địa chất. Tất cả các quyền được bảo đảm.

\*Tác giả liên hệ

E - mail: [phamthilan@humg.edu.vn](mailto:phamthilan@humg.edu.vn)

DOI: 10.46326/JMES.2025.66(1).06

## 1. Mở đầu

Kali (K) là một trong ba yếu tố dinh dưỡng đa lượng cần thiết cho cây lúa sinh trưởng, phát triển và đảm bảo năng suất (Nguyễn, 2017). Trong quá trình phát triển của cây trồng, K là chất dinh dưỡng quan trọng, thúc đẩy quá trình quang hợp, tổng hợp dưỡng chất, điều hòa sự thẩm thấu giữa các tế bào (Kumar và nnk., 2020). Bón K cân đối theo nhu cầu cây lúa góp phần làm tăng khoảng 5÷10% năng suất (Phạm và Chu, 2008). Cây lúa thiếu K sẽ còi cọc, lá ngắn, và cho năng suất thấp (Nguyễn, 2017; Shrestha và nnk., 2020). Thừa K cây lúa yếu ớt, dễ mắc bệnh, tốn chi phí và gây ô nhiễm môi trường (Yu và nnk., 2023). Do vậy, việc theo dõi hàm lượng K của cây lúa nhằm định lượng phù hợp với từng giai đoạn phát triển của cây lúa là giải pháp cần thiết, tiết kiệm chi phí, nâng cao năng suất và bảo vệ môi trường.

UAV đã được ứng dụng thành công trong theo dõi hàm lượng dinh dưỡng của cây trồng nói chung và cây lúa nói riêng (Zheng và nnk., 2018). Các ưu điểm của công nghệ này như độ phân giải không gian cao, chủ động trong thu thập dữ liệu, không chịu ảnh hưởng bởi mây che phủ và giá thành thấp (Xu và nnk., 2023; Zhang và nnk., 2022). Một số nghiên cứu sử dụng dữ liệu ảnh UAV siêu phổ (HS) xác định hàm lượng K cho cây trồng như: xác định sự thiếu hụt K của cây cải dầu (Severtson và nnk., 2016), cây táo (Chen và nnk., 2022), cây bông (Yao và nnk., 2022) và cây lúa (Lu và nnk., 2020). Trong nghiên cứu khác, tác giả Lu và cộng sự (2021a) đã kết luận rằng dải sóng từ 500÷580 nm của ảnh đa phổ phù hợp để ước tính hàm lượng K cho cây lúa. Mặc dù HS có cung cấp nhiều kênh phổ, tăng độ nhạy trong xác định hàm lượng dinh dưỡng cây trồng, nhưng nhược điểm là chi phí thiết bị đắt đỏ, xử lý dữ liệu phức tạp (Lu và nnk., 2021b). Do vậy, việc ứng dụng HS trong thực tế còn chưa được phổ biến.

UAV đa phổ (MS) không có nhiều kênh phổ như HS, nhưng cung cấp hai kênh phổ quan trọng là rìa đỏ (RE) và cận hồng ngoại (NIR). Các kênh phổ này có độ nhạy cảm cao với thực vật, thiết bị giá thành thấp và qui trình xử lý dễ dàng, nên MS được ứng dụng phổ biến hơn trong nông nghiệp chính xác (Ma và nnk., 2023).

Chất dinh dưỡng ảnh hưởng đến quá trình quang hợp và cấu trúc tế bào của thực vật, ảnh hưởng đến khả năng phản xạ phổ của thực vật

trong dải sóng nhìn thấy (VIS), NIR và hồng ngoại sóng ngắn (SWIR) (Mahajan và nnk., 2014). Phản xạ phổ của thực vật đối với kênh phổ trong dải VIS chủ yếu bị ảnh hưởng bởi các sắc tố khác nhau, chẳng hạn như chất diệp lục và anthocyanin (Yu và nnk., 2023). Trong khi đó, cấu trúc tế bào của thực vật ảnh hưởng đến khả năng phản xạ của chúng đối với kênh ảnh NIR (Zhai và nnk., 2013). Như vậy, sự thay đổi về dinh dưỡng nói chung và hàm lượng K nói riêng đều sẽ ảnh hưởng đến khả năng phản xạ phổ của thực vật, điều này có thể phát hiện trong kênh VIS, NIR (Yu và nnk., 2023) và SWIR. Pimstein và nnk. (2011) cho rằng phản xạ phổ ở dải sóng 1450 nm có tương quan đáng kể đến hàm lượng K trong lá cây. Do vậy, việc lựa chọn đặc điểm phản xạ phổ phù hợp nhằm xác định hàm lượng K trên lá lúa là cần thiết. Hiện nay, phương pháp phổ biến và hiệu quả là sử dụng chỉ số thực vật (VI) để xác định hàm lượng K (Xue và Su, 2017).

Các chỉ số thực vật (VI) được đề xuất là rất đa dạng, có tới hơn 100 chỉ số VI khác nhau (Xue và Su, 2017). Một số chỉ số thực vật đã được phát triển qua nhiều nghiên cứu và thực nghiệm, đóng vai trò quan trọng trong việc định lượng các chỉ số sinh hóa của thực vật (Yu và nnk., 2023). Các chỉ VI như NDVI, OSAVI, TVI, FCVI, MSAVI, EVI, MCARI, RVI, MSR, SIPI và DVI được sử dụng ước tính hàm lượng K của cây nho (Xuelian và nnk., 2022), cây khoai tây (Ma và nnk., 2023), cây lúa mì (Zhang và nnk., 2022) và cây lúa (Lu và nnk., 2020; Yu và nnk., 2023).

Tuy vậy, chưa có hệ số nào chung nhất về độ nhạy của dải phổ và VI để xác định hàm lượng K cho cây trồng (Lu và nnk., 2020). Trong khi, các cây trồng khác nhau về giống, khu vực trồng trọt sẽ có chu kỳ sinh trưởng và phát triển không giống nhau, nhu cầu dinh dưỡng cho cây cũng khác nhau và hệ số phản xạ phổ tương ứng thu được cũng có sự thay đổi. Do vậy, các VI sử dụng trong điều kiện môi trường khác nhau cần được kiểm chứng (Yu và nnk., 2023). Việc xác định chỉ số VI phù hợp nhất để ước tính hàm lượng K cho khu vực trồng lúa tại tỉnh Phú Thọ, Việt Nam trên dữ liệu ảnh MS, sẽ là cơ sở để nâng cao hiệu quả giám sát dinh dưỡng cây lúa, bón phân cân đối giảm chi phí sản xuất, tăng năng suất lúa gạo và bảo vệ môi trường.

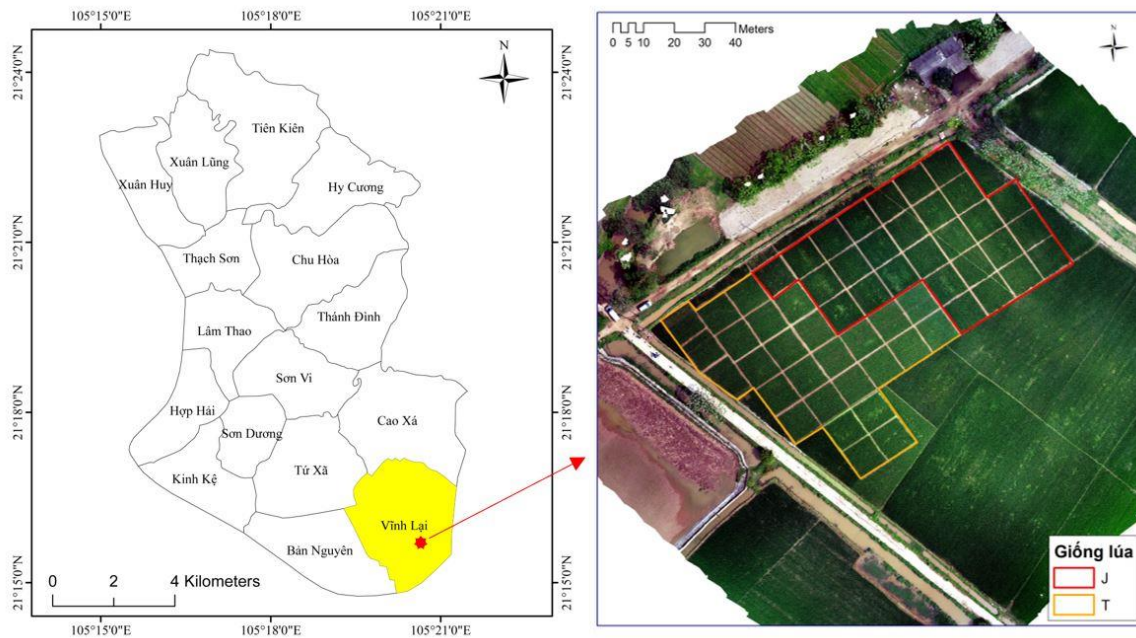
## 2. Vật liệu và phương pháp

### 2.1. Khu vực thực nghiệm

Khu vực trồng lúa tại xã Vĩnh Lại, huyện Lâm Thao, tỉnh Phú Thọ (Hình 1) đã được lựa chọn để tiến hành thực nghiệm. Đây là khu vực trồng lúa lâu đời, có địa hình thông thoáng, thuận lợi cho tưới tiêu và chăm sóc. Khu ruộng được chia làm 55 ô hình vuông với chiều dài cạnh 10 m, bờ ngăn giữa các ô có độ rộng là 1 m. Giống lúa thuần chủng của địa phương TBR225 được trồng trong 27 ô. Diện tích còn lại trồng giống lúa lai có xuất xứ từ Nhật Bản J02, đây là giống lúa cho năng suất cao đang được trồng đại trà tại tỉnh Phú Thọ. Lúa được chăm sóc theo đúng tiêu chuẩn kỹ thuật, phù hợp với điều kiện sinh trưởng và đảm bảo có điều kiện phát triển tốt nhất.

## 2.2. Bay chụp ảnh UAV

Máy bay không người lái đa phổ DJI Phantom 4 Multispectral (P4M) (Hình 2) được sử dụng bay chụp ảnh khu vực đo vẽ. Máy ảnh đa phổ trên P4M là cụm 6 máy ảnh với 6 bộ cảm khác nhau. Độ phân giải máy ảnh 2.08 MP, chiều cao bay chụp ảnh là H, độ phân giải mặt đất GSD sẽ đạt được là  $H/18,9$  (cm/pixel). Khi chụp ảnh bằng P4M sẽ cùng lúc thu được 01 ảnh RGB và 5 ảnh với các kênh phổ tương ứng là: rìa đỏ (Red Edge:  $730\pm 16$  nm); cận hồng ngoại (Near - Infrared:  $840\pm 26$  nm); đỏ (Red:  $650\pm 16$  nm); xanh lục (Blue:  $450\pm 16$  nm); Xanh dương (Green:  $560\pm 16$  nm) (DJI, 2022).



Hình 1. Khu vực thực nghiệm tại xã Vĩnh Lại - Lâm Thao - Phú Thọ.



Hình 2. UAV đa phổ DJI Phantom4.

Việc thu thập dữ liệu ảnh trên khu vực thực nghiệm được thực hiện tại 03 thời điểm tương ứng với 03 giai đoạn sinh trưởng chính của cây lúa: Lần 1 được thực hiện vào thời kỳ lúa đẻ nhánh (DN), lần 2 đo đạc khi lúa trở hết bông (TB) và lần 3 tiến hành tại giai đoạn lúa chín sữa (CS). Đây cũng là các giai đoạn phản ánh đặc trưng cho sự thay đổi hàm lượng dinh dưỡng của cây lúa. Ảnh được bay chụp trong điều kiện thời tiết nắng, thời gian bay chụp trong khoảng từ 10÷12 giờ. Chiều cao bay chụp ảnh là 76 m, độ phân giải ảnh mặt đất đạt được là GSD=4 cm; độ phủ trùm dọc và ngang ảnh là 75%.

### 2.3. Thu thập dữ liệu thực địa

Mẫu lá lúa được thu thập trên thực địa cùng thời điểm bay chụp ảnh UAV, sử dụng cho 2 mục đích: (1) phân tích hàm lượng K để sử dụng trong mô hình tính hàm lượng K từ ảnh UAV; (2) phân tích hàm lượng K để đánh giá độ chính xác của mô hình. Mẫu lá lúa được lấy từ mỗi một ô ruộng với 03 lần khảo sát khác nhau, ứng với từng thời kỳ DN, TB, CS. Các điểm mẫu được lấy ở vị trí không lặp lại so với lần đó trước đó và được định vị bằng công nghệ GNSS động. Mỗi ô ruộng được lấy 03 mẫu lá tương ứng với vị trí đo tọa độ bằng công nghệ GNSS động, mẫu lá được ghi số nhãn và đựng trong các túi chuyên dụng, phục vụ cho công tác làm thí nghiệm sau khi kết thúc thực địa.

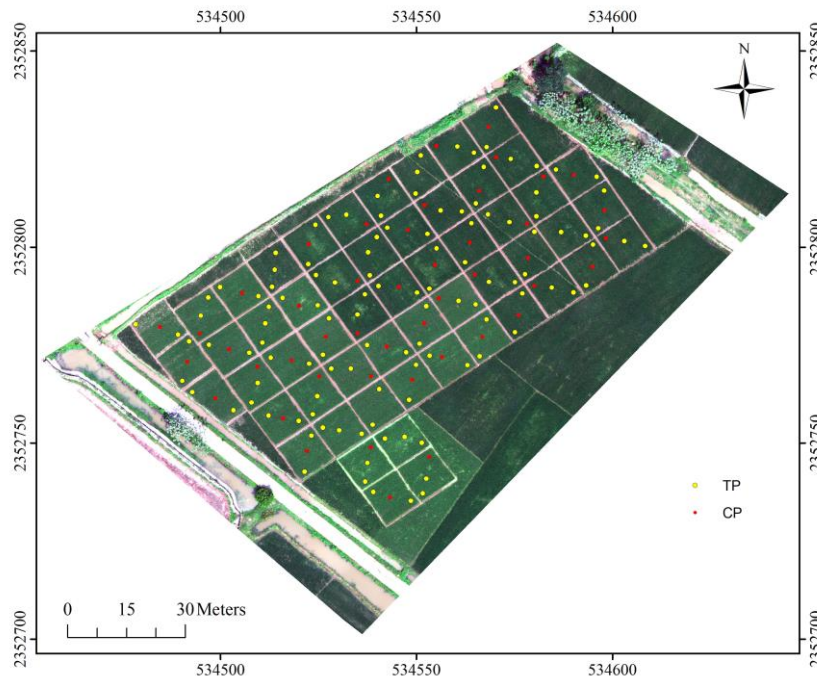
Hình 3 thể hiện vị trí lấy mẫu trên thửa ruộng tại lần đo đầu tiên (thời kỳ DN), các điểm mẫu được bố trí đều trên các ô ruộng. Trong số mẫu thu thập được, 70% mẫu (điểm màu vàng) được dùng làm dữ liệu thành lập mô hình (TP) và 30% điểm còn lại (điểm màu đỏ) được dùng để đánh giá độ chính xác (CP).

Ảnh bay chụp MS của 5 kênh phổ màu đỏ (R), xanh dương (G), xanh lục (B), rìa đỏ (RE) và cận hồng ngoại (NIR) ở định dạng (\*.Tif) được đưa vào phần mềm Agisoft metashape để xử lý. Trước khi xử lý, ảnh được hiệu chỉnh phổ phản xạ bằng thông số đã đo bởi cảm biến mặt trời (Sunlight sensor) trên UAV. Các ảnh được ghép với nhau bằng thuật toán SFM (Structure From Motion). Sau khi bình sai khối ảnh, đám mây điểm 3D, mô hình số bề mặt (DSM) và ảnh trực giao (bao gồm 5 kênh phổ R, G, B, RE và NIR) được thành lập.

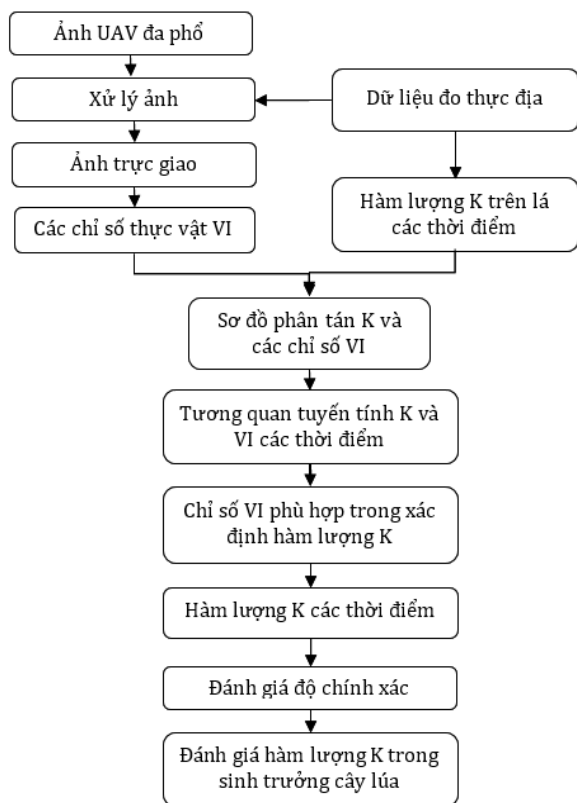
### 2.4. Quy trình xác định hàm lượng K từ ảnh UAV đa phổ

Việc xác định hàm lượng K dựa trên dữ liệu ảnh UAV đa phổ được thực hiện theo quy trình trong Hình 4.

Ảnh UAV trực giao đã được hiệu chỉnh hình học và chuẩn hóa về giá trị phản xạ phổ. Để xác định mối quan hệ giữa các chỉ số VI với hàm lượng K trên lá lúa, nhóm nghiên cứu chiết xuất thông tin thống



Hình 3. Vị trí các điểm lấy mẫu.



Hình 4. Quy trình thành lập bản đồ hàm lượng K từ dữ liệu ảnh UAV đa phổ.

kê của VI tại các vị trí tương ứng với vị trí thu thập mẫu lá lúa. Từ đó, mô hình tương quan tuyến tính được lựa chọn thông qua việc khảo sát sơ đồ phân tán K và các chỉ số VI nhằm lựa chọn chỉ số VI phù hợp nhất trong việc xác định hàm lượng K cho từng thời kỳ sinh trưởng của cây lúa. 70% (112 điểm) tương ứng các điểm mẫu được sử dụng chạy mô hình trong xác định hàm lượng K từ chỉ số VI đã lựa chọn tương ứng với mỗi thời điểm. Để đánh giá độ tin cậy của mô hình, 30% (47 điểm) mẫu còn lại được sử dụng để tính sai số trung phương RMSE (%). Cuối cùng, hàm lượng K trong quá trình sinh trưởng của cây lúa được đánh giá.

**2.5. Chỉ số thực vật trong xác định hàm lượng K**

Các chỉ số VI (Bảng 1) sử dụng phổ biến trong ước tính hàm lượng dinh dưỡng cây trồng. Các chỉ số này được tính toán trên nền ảnh trực giao đã thành lập từ ảnh UAV đa phổ. Việc tính toán VI được thực hiện trên phần mềm ENVI, sau đó xuất ảnh chỉ số VI sang định dạng (\*.tif). Việc biên tập, tính thống kê được thực hiện trên phần mềm ArcGIS desktop.

**2.6. Phương pháp xác định chỉ số VI phù hợp trong định lượng K trên ảnh UAV**

Bảng 1. Các chỉ số thực vật.

TT	Chỉ số thực vật	Công thức tính	Tài liệu tham khảo
1	NDVI (Normalized difference VI)	$NDVI = (R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)$	(Rouse và nnk., 1973)
2	TVI (Transformed VI)	$TVI = (R_G - R_R) / (R_G + R_R)$	(Broge và nnk., 2001)
3	SIPI (Structure-intensive pigment index)	$SIPI = (R_{NIR} - R_B) / (R_{NIR} + R_B)$	(Peñuelas và nnk., 1994)
4	DVI (Difference VI)	$DVI = R_{NIR} - R_R$	(Jordan, 1969)
5	RVI (Ratio VI)	$RVI = R_{NIR} / R_R$	(Jordan, 1969)
6	FCVI (False color VI)	$FCVI = 1,5(2R_{NIR} + R_B - 2R_G) / (2R_G + 2R_B - 2R_{NIR} + 127,5)$	(Jiang và nnk., 2019)
7	OSAVI (Optimized soil adjusted VI)	$OSAVI = (R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R + 0,16)$	(Rondeaux và nnk., 1996)
8	MSAVI (Modified soil adjusted VI)	$MSAVI = 0,5(2R_{NIR} + 1 - \sqrt{(2R_{NIR} + 1)^3 - 8(R_{NIR} - R_R)})$	(Qi và nnk., 1994)
9	EVI (Enhanced VI)	$EVI = 2,5 (R_{NIR} - R_R) / (\rho_{NIR} + 6R_R - 7,5R_B + 1)$	(Huete và nnk., 2002)
10	MCARI (Modified chlorophyll absorption in reflectance index)	$MCARI = R_{RE} - R_R - 0,2(R_{RE} - \rho_G)R_{RE} / R_R$	(Daughtry và nnk., 2000)
11	MSR (Modified simple ratio (MSR))	$MSR = ((R_{NIR} / R_R) - 1) / ((R_{NIR} / R_R) + 1)$	(Chen, 1996)

Trong đó :  $R_{NIR}$ ,  $R_{RE}$ ,  $R_R$ ,  $R_B$  và  $R_G$  - Giá trị phản xạ phổ tương ứng trên ảnh tại các kênh cận hồng ngoại, kênh rìa đỏ, kênh đỏ, kênh xanh lục và kênh màu xanh lá được xác định từ ảnh đa phổ.

Hàm lượng K có quan hệ trực tiếp với khả năng phản xạ phổ, cấu trúc tế bào và độ ẩm của lá cây (Grzebisz và nnk., 2013; Knipling., 1970). Thay đổi hàm lượng K dẫn đến thay đổi phản xạ phổ trong vùng sóng nhìn thấy và cận hồng ngoại (Ayala-Silva và Beyl, 2005). Hồng ngoại sóng gần có độ nhạy và tương quan cao với thay đổi K trên lá (Ma và nnk., 2023; Pimstein và nnk., 2011). Do vậy, các chỉ số VI trên Bảng 1 phần lớn sử dụng kênh NIR.

Đánh giá tương quan là phương pháp được sử dụng phổ biến để xác định mối quan hệ giữa hai đối tượng. Trong đó có tương quan tuyến tính và tương quan phi tuyến. Để lựa chọn phương pháp phù hợp, bài báo đã biểu diễn các điểm mẫu theo sơ đồ phân tán của hàm lượng K và các chỉ số VI để đánh giá sự phân bố của các điểm đó (Hình 5). Sơ đồ phân tán chỉ ra rằng các điểm tập trung theo đường thẳng. Do vậy, mô hình tương quan tuyến tính là lựa chọn phù hợp để sử dụng chỉ số VI trong việc chiết xuất hàm lượng K trên ảnh UAV:

$$Y = aX + b \tag{1}$$

Trong đó: Y - hàm lượng K; X - chỉ số VI; a, b - hằng số

Hệ số tương quan R được sử dụng để đánh giá mức độ phù hợp để chiết xuất K từ chỉ số thực vật tương ứng. Giá trị tương quan R càng cao thì quan hệ giữa K và VI càng chặt chẽ và chỉ số VI tương ứng càng phù hợp trong việc định lượng K. Mức độ tương quan được thể hiện như Bảng 2.

Bảng 2. Mức độ tương quan (Trigunasih và nnk., 2022).

TT	Mức độ tương quan	Hệ số tương quan R
1	Rất yếu	0,00÷0,19
2	Yếu	0,2÷0,39
3	Trung bình	0,4÷0,59
4	Cao	0,6÷0,79
5	Rất cao	0,8÷1

### 2.7. Đánh giá độ chính xác

Sai số trung phương RMSE (%) được sử dụng để đánh giá độ chính xác ước tính hàm lượng K hay độ chính xác các mô hình dự báo dinh dưỡng K trong bài báo này.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{n}} \tag{2}$$

Trong đó:  $X_i$  là hàm lượng dinh dưỡng đo được trên mẫu,  $Y_i$  - hàm lượng dinh dưỡng xác định, dự đoán được trên toàn bộ ảnh, n- số lượng mẫu.

## 3. Kết quả

### 3.1. Lựa chọn chỉ số thực vật trong xác định hàm lượng K

Chỉ số thực vật của mỗi điểm TP trên ảnh được tính tương quan với hàm lượng K từ kết quả phân tích mẫu lá tương ứng trong phòng thí nghiệm. Giá trị tương quan R được thể hiện trên Bảng 3

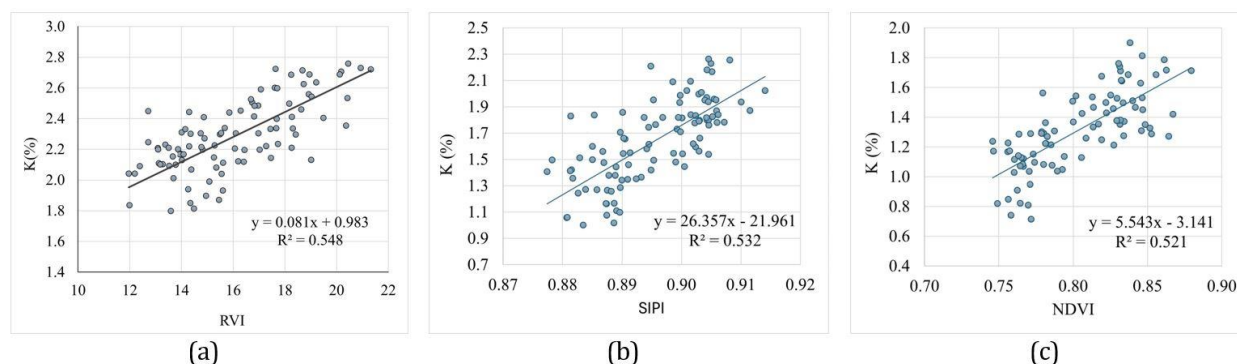
Bảng 3. Hệ số tương quan với hàm lượng K của các chỉ số.

Chỉ số VI	Thời điểm đo					
	Đẻ nhánh		Trổ bông		Chín sữa	
	R <sup>2</sup>	R	R <sup>2</sup>	R	R <sup>2</sup>	R
NDVI	0,512	0,716	0,403	0,635	0,521	0,722
OSAVI	0,511	0,715	0,403	0,635	0,515	0,718
MSAVI	0,509	0,713	0,402	0,634	0,518	0,720
FCVI	0,385	0,620	0,512	0,716	0,433	0,658
MCARI	0,254	0,504	0,362	0,602	0,362	0,602
SIPI	0,392	0,626	0,532	0,729	0,434	0,659
TVI	0,039	0,197	0,290	0,539	0,322	0,567
DVI	0,019	0,138	0,286	0,535	0,286	0,535
EVI	0,382	0,618	0,252	0,502	0,453	0,673
MSR	0,510	0,714	0,403	0,635	0,516	0,718
RVI	0,540	0,735	0,396	0,629	0,478	0,691

Từ kết quả trên Bảng 3 cho thấy các chỉ số thực vật có giá trị thay đổi không cố định ở ba thời điểm sinh trưởng của cây lúa. Nhìn chung các chỉ số NDVI, OSAVI, MSAVI và MSR là nhóm các chỉ số cho mức độ tương quan tốt nhất ở cả ba thời điểm đo. Chỉ số RVI cho kết quả tốt nhất ở giai đoạn DN, giai đoạn TB là chỉ số SIPI và ở giai đoạn CS tương quan lớn nhất là chỉ số NDVI. Các chỉ số TVI và DVI có hệ số tương quan mang giá trị thấp nhất ở cả ba thời điểm

Chỉ số VI tốt nhất ở các thời điểm DN, TB và CS là RVI, SIPI và NDVI có hệ số tương quan R tương ứng là 0,735; 0,729 và 0,722, được sử dụng để tính toán hệ số hàm hồi quy tuyến tính, phục vụ tính hàm lượng K trên toàn ảnh UAV. Kết quả thể hiện trên Hình 5 và Bảng 4.

Dự báo hàm lượng K cho kết quả tốt nhất tại thời điểm DN, ở giai đoạn TB và CS có mức độ tương quan thấp hơn nhưng không nhiều.



Hình 5. Biểu đồ tương quan giữa chỉ số thực vật và hàm lượng K. (a) Chỉ số RVI giai đoạn DN; (b) Chỉ số Sipi giai đoạn TB; (c) Chỉ số NDVI giai đoạn CS.

Bảng 4. Độ chính xác ước tính hàm lượng K.

Thời điểm	Chỉ số thực vật	Hàm tương quan ước tính K	Hệ số tương quan R
DN	RVI	$y = 0,081X + 0,983$	0,735
TB	SIPI	$y = 26,357X - 21,961$	0,729
CS	NDVI	$y = 5,543X - 3,171$	0,722

### 3.2. Hàm lượng dinh dưỡng K

Hàm số trong Bảng 4 được sử dụng tính hàm lượng K trên toàn bộ ảnh VI tại các thời điểm đo vẽ. Hàm lượng K được tính qui đổi ra phần trăm là tỷ số mg phân bón chiết tách được trên ảnh và 1kg phân bón trên lá lúa khô ở điều kiện tiêu chuẩn, kết quả thể hiện trên Hình 6.

Độ tin cậy của kết quả ước tính hàm lượng K được tính từ các điểm CP với RMSE tương ứng cho các giai đoạn DN, TB và CS lần lượt là 0,25%; 0,28% và 0,26%.

Hình 6 cho thấy rằng hai giống lúa J02 và TBR225 cho sự khác biệt về nhu cầu dinh dưỡng ở cả ba thời điểm. Cùng điều kiện chăm sóc, giống lúa J02 cây thân to, đẻ nhiều nhánh, bản lá rộng và có màu xanh thẫm hơn, sự khác biệt tương ứng về phổ phản xạ có thể nhận thấy được trên ảnh trực giao tại Hình 6a.

Ở giai đoạn DN, toàn bộ hàm lượng K (Hình 5b) dao động từ 1,1÷3,01%. Tuy nhiên, ở hai giai đoạn TB và CS (Hình 6c và 6d) hàm lượng K lại cho thấy có giá trị bằng không và một số khu vực thậm chí cho giá trị âm. Để có thể lý giải cho sự bất thường này, một số vị trí có giá trị K âm được kiểm tra trên nền ảnh trực giao và thể hiện trên Hình 7. Qua đây có thể thấy rằng các vị trí K bất thường rơi vào khu vực lúa bị chuột cắn và lá vàng úa, khu vực là biển

cắm thể hiện tên của ô ruộng và khu vực gần bờ lúa kém phát triển, lá lúa đã chết nên hàm lượng K âm. Các vị trí này có thể coi như các điểm làm nhiễu mô hình, có thể lọc bỏ trước khi ước tính hàm lượng K.

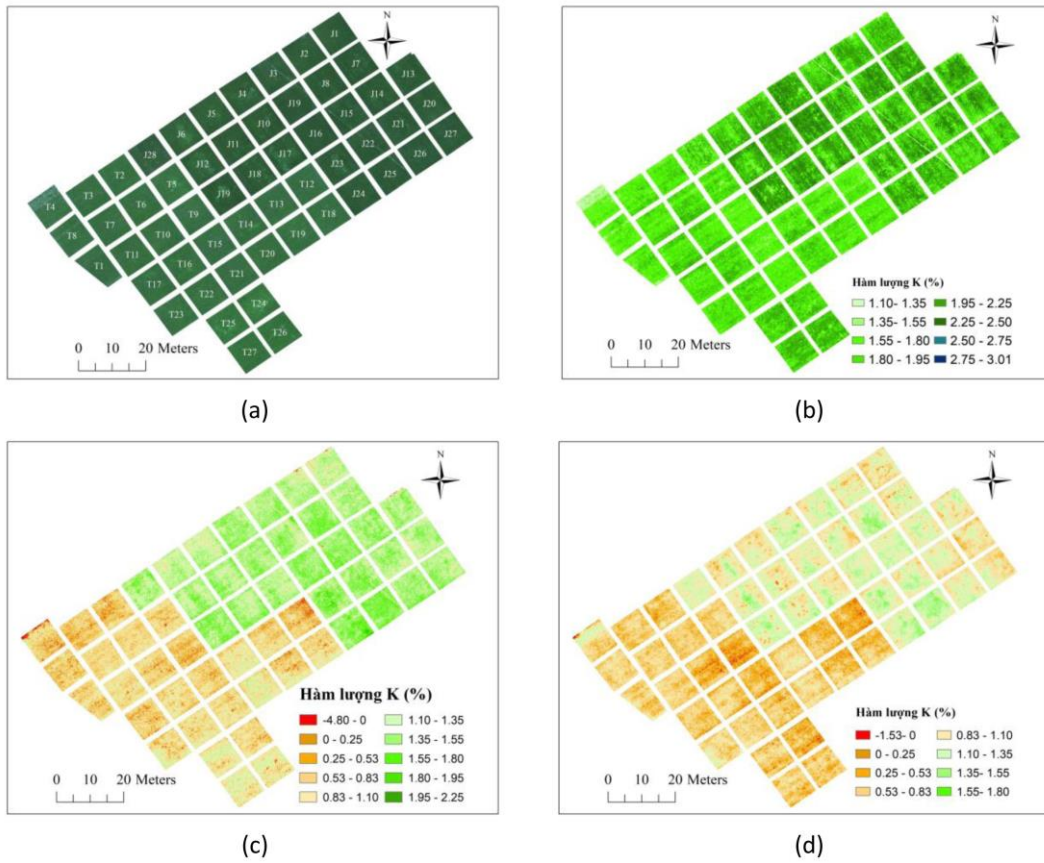
Để đánh giá chi tiết hơn về hàm lượng K qua các giai đoạn phát triển và ở các giống lúa khác nhau, giá trị K với 06 điểm ngẫu nhiên tương ứng với mỗi ô ruộng được chiết xuất. Tổng số điểm chiết xuất là 268 điểm, hàm lượng K của các điểm này được thể hiện tại biểu đồ trên Hình 8.

Hàm lượng K trên lá lúa cao nhất tại thời điểm DN, ở các thời điểm TB và CS hàm lượng K giảm dần (Haifa, 2024). Theo dữ liệu trên Hình 8 hàm lượng K của các điểm chiết xuất trên ảnh phản ánh đúng qui luật, ở giai đoạn DN cây sinh trưởng và phát triển nên cần hàm lượng K nhiều nhất, do K được chuyển dần sang hạt nên ở giai đoạn TB và CS cho thấy sự giảm dần trên lá. Nhìn chung, hàm lượng K của giống lúa J02 cao hơn của giống TBR225, thể hiện rõ ở giai đoạn TB và CS. Trong khi đó, giai đoạn DN, hàm lượng K của hai giống lúa này có sự khác biệt không nhiều.

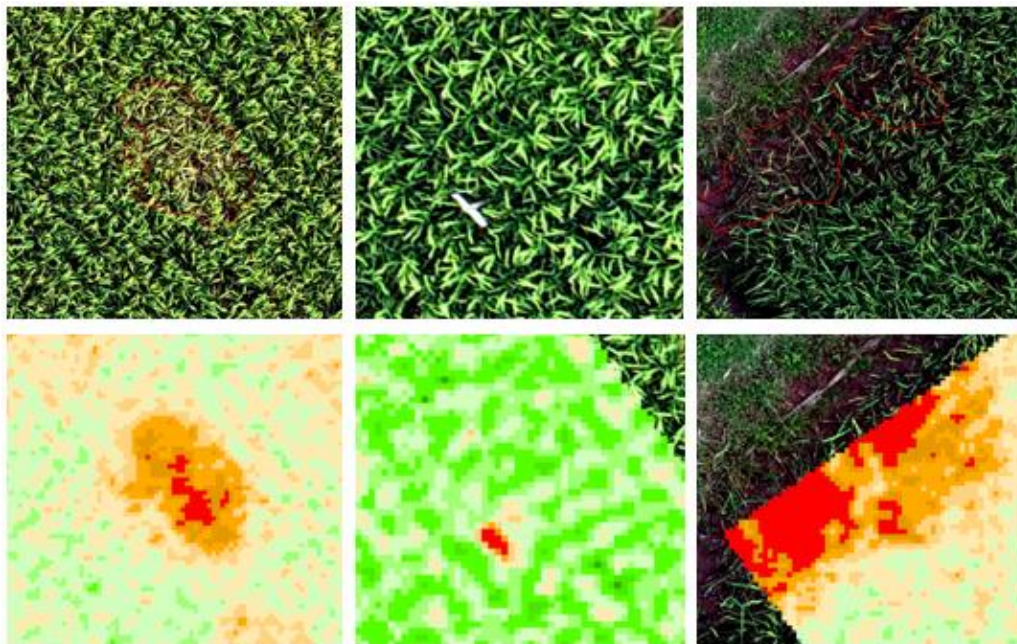
Điểm khảo sát có hàm lượng K thấp nhất ở giai đoạn DN, TB và CS có giá trị tương ứng là 1,03 %, 0% và 0,02%. Các điểm này đều thuộc giống lúa TBR225 với mã điểm tương ứng là T99, T45 và T126, chuyển các điểm này lên ảnh trực giao (Hình 9) cho thấy rằng vị trí các điểm có giá trị P thấp rơi vào vị trí các lá lúa phía dưới, các lá vàng và lá úa.

Các điểm khảo sát có hàm lượng K cao nhất ở giai đoạn DN, TB và CS là J102, J124 và J112 giá trị tương ứng là 2,45%, 1,89% và 1,60% (Hình 10). Các điểm này đều thuộc giống lúa J02, trên nền ảnh trực giao (Hình 10), các điểm khảo sát này nằm trên lá lúa xanh ở tầng trên cùng.

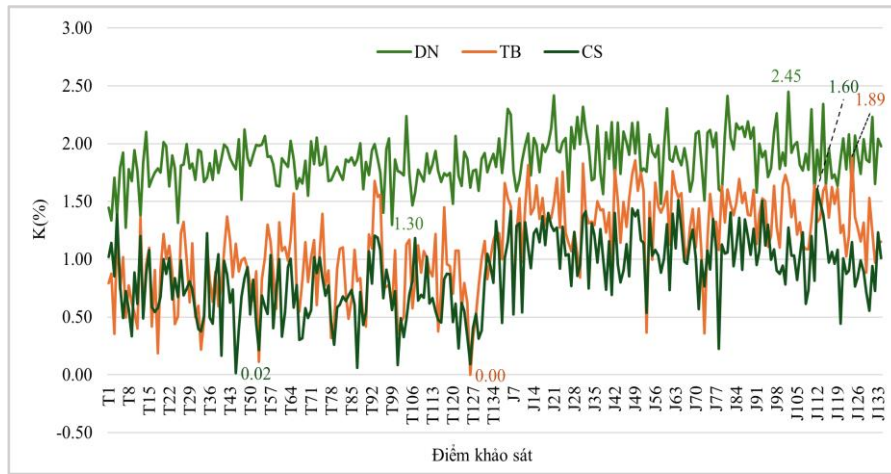




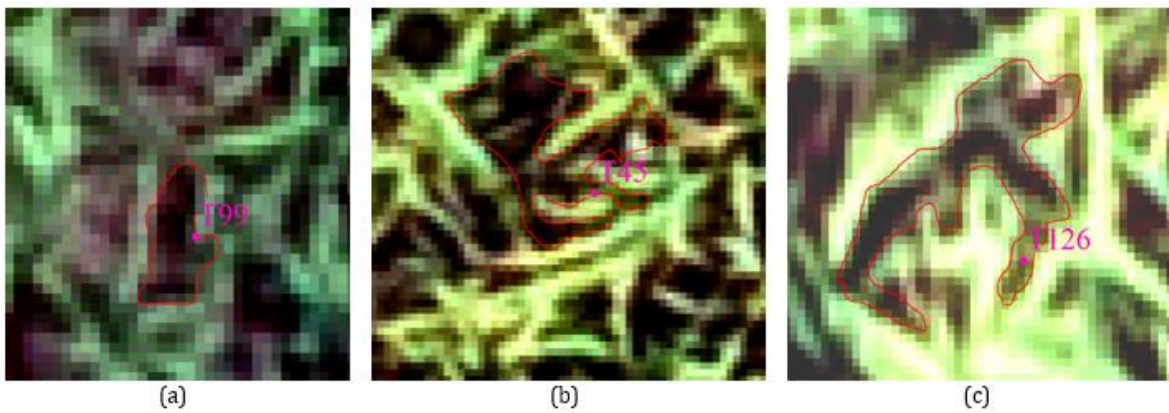
Hình 6. Hàm lượng K trên lá lúa (a) Ảnh trực giao giai đoạn DN, (b) Lúa đẻ nhánh, (c) Lúa trở bông, (d) Lúa chín sữa.



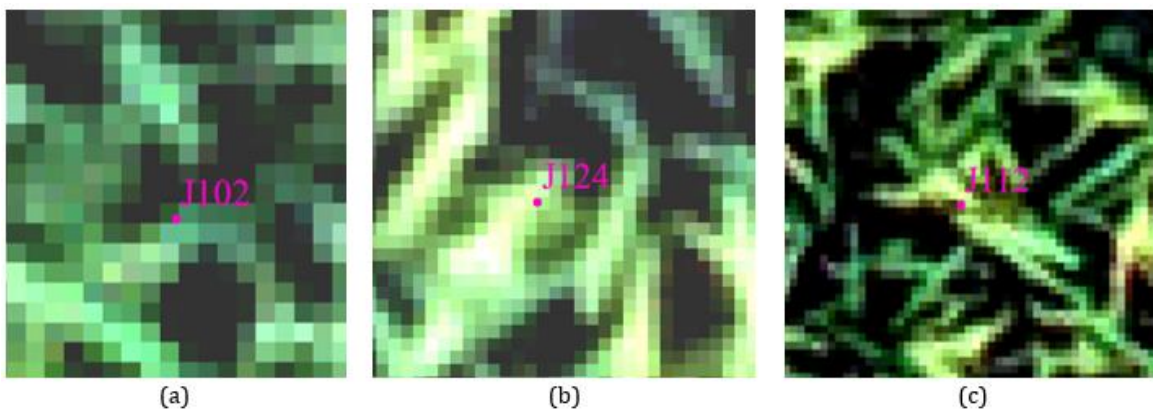
Hình 7. Một số điểm có hàm lượng K âm



Hình 8. Biểu đồ hàm lượng K các điểm khảo sát ngẫu nhiên.



Hình 9. Các điểm có hàm lượng K nhỏ nhất. (a) Giai đoạn DN, (b) Giai đoạn TB, c. Giai đoạn CS.



Hình 10. Các điểm có hàm lượng K lớn nhất. (a) Giai đoạn DN, (b) Giai đoạn TB, (c) Giai đoạn CS.

#### 4. Kết luận

Chỉ số thực vật RVI, SIPI và NDVI được lựa chọn trong xác định hàm lượng K tương ứng với các thời kỳ lúa DN, TB và CS thông qua việc đánh giá tương quan giữa 11 chỉ số thực vật với hàm lượng

K trên lá của hai giống lúa TBR225 và J02 được trồng ở xã Vĩnh Lại, huyện Lâm Thao, tỉnh Phú Thọ. Mô hình tương quan tuyến tính trong xác định hàm lượng K từ ảnh UAV đa phổ cho độ chính xác RMSE lên tới 0,27%. Chỉ số thực vật có thể sử dụng để chiết tách hàm lượng K trên dữ liệu ảnh UAV

đa phổ, bao gồm các kênh phổ màu đỏ, xanh dương, xanh lục, rìa đỏ và cận hồng ngoại. Các chỉ thực vật có sự tương quan với hàm lượng K trên lá lúa ở các giai đoạn sinh trưởng không giống nhau, có thể cho tương quan cao ở giai đoạn này nhưng ở giai đoạn khác lại cho tương quan thấp, cần tính toán khảo sát để lựa chọn chỉ số có độ tương quan tốt nhất để ước tính K.

Giống lúa TBR225 và J02 có nhu cầu dinh dưỡng K không giống nhau, sự khác biệt này có thể nhận biết được trên ảnh UAV đa phổ tại khu vực thực nghiệm. Do đó, ảnh UAV là tư liệu hiệu quả trong việc theo dõi hàm lượng K của từng giống lúa khác nhau. Kết quả bài báo chỉ ra rằng ảnh UAV có thể là giải pháp hữu ích trong việc đề xuất lựa chọn phương án bón phân nói chung và bón K nói riêng cho đúng, đủ với từng giống lúa khác nhau nhằm bảo vệ môi trường và tiết kiệm chi phí.

Việc ước tính hàm lượng K trong bài báo này mới chỉ xét ảnh hưởng của K đến khả năng phản xạ phổ của lá lúa. Trong khi đó, hàm lượng K còn ảnh hưởng đến cấu trúc và độ ẩm của lá lúa mà chưa được đề cập trong nghiên cứu này.

### Đóng góp của tác giả

Lê Văn Cảnh - ý tưởng nghiên cứu, xử lý dữ liệu thực nghiệm, viết bản thảo; Phạm Thị Làn - ý tưởng nghiên cứu, viết bản thảo, chỉnh sửa bản thảo.

### Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi đề tài: Tích hợp công nghệ viễn thám và học sâu đánh giá sức khỏe cây lúa hướng tới nông nghiệp thông minh, Mã số: CN4000.01/22-24, do Trường Đại học Khoa học và Công nghệ Hà Nội, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam chủ trì.

### Tài liệu tham khảo

- Ayala-Silva, T., & Beyl, C. A. (2005). Changes in spectral reflectance of wheat leaves in response to specific macronutrient deficiency. *Advances in Space Research*, 35(2), 305-317. doi: 10.1016/j.asr.2004.09.008
- Broge, N. H., & Leblanc, E. (2001). Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of*

*Environment*, 76(2), 156-172. doi: 10.1016/S0034-4257(00)00197-8

- Chen, J. M. (1996). Evaluation of Vegetation Indices and a Modified Simple Ratio for Boreal Applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22(3), 229-242. doi:10.1080/07038992.1996.10855178
- Chen, S., Hu, T., Luo, L., He, Q., Zhang, S., & Lu, J. (2022). Prediction of Nitrogen, Phosphorus, and Potassium Contents in Apple Tree Leaves Based on In-Situ Canopy Hyperspectral Reflectance Using Stacked Ensemble Extreme Learning Machine Model. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 22(1), 10-24. doi: 10.1007/s42729-021-00629-3
- Daughtry, C. S. T., Walthall, C. L., Kim, M. S., de Colstoun, E. B., & McMurtrey, J. E. (2000). Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74(2), 229-239. doi: 10.1016/S0034-4257(00)00113-9
- DJI. (2022). P4 Multispectral Plant Intelligence for Targeted Action.
- Grzebisz, W., Gransee, A., Szczepaniak, W., & Diatta, J. (2013). The effects of potassium fertilization on water-use efficiency in crop plants. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 176(3), 355-374. doi:10.1002/jpln.201200287
- Haifa Group. (2024). Nutritional Recommendations for Rice.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1), 195-213. doi: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2
- Jiang, J., Cai, W., Zheng, H., Cheng, T., Tian, Y., Zhu, Y., Ehsani, R., Hu, Y., Niu, Q., Gui, L., & Yao, X. (2019). Using Digital Cameras on an Unmanned Aerial Vehicle to Derive Optimum Color Vegetation Indices for Leaf Nitrogen Concentration Monitoring in Winter Wheat. *Remote Sensing*, 11(22), 2667.

- Jordan, C. F. (1969). Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Forest Floor. *Ecology*, 50(4), 663-666. doi: 10.2307/193 62 56.
- Knipling, E. B. (1970). Physical and Physiological Basis for the Reflectance of Visible and Near-Infrared Radiation from Vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1, 155-159.
- Kumar, P., Kumar, T., Singh, S., Tuteja, N., Prasad, R., & Singh, J. (2020). Potassium: A key modulator for cell homeostasis. *Journal of Biotechnology*, 324, 198-210. doi: 10.1016/j.jbiotec.2020.10.018
- Lu, J., Li, W., Yu, M., Zhang, X., Ma, Y., Su, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021a). Estimation of rice plant potassium accumulation based on non-negative matrix factorization using hyperspectral reflectance. *Precision Agriculture*, 22(1), 51-74. doi: 10.1007/s11119-020-09729-z.
- Lu, J., Eitel, J. U. H., Engels, M., Zhu, J., Ma, Y., Liao, F., Zheng, H., Wang, X., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2021b). Improving Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104, 102592. doi: 10.1016 /j.jag.2021.102592.
- Lu, J., Yang, T., Su, X., Qi, H., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W., & Tian, Y. (2020). Monitoring leaf potassium content using hyperspectral vegetation indices in rice leaves. *Precision Agriculture*, 21(2), 324-348. doi: 10.1007/s11 119-019-09670-w.
- Ma, Y., Chen, Z., Yiguang, F., Bian, M., Guijun, Y., Chen, R., & Feng, H. (2023). Estimating potassium in potato plants based on multispectral images acquired from unmanned aerial vehicles. *Frontiers in Plant Science*, 14. doi: 10.3389/fpls. 2023.1265132
- Mahajan, G. R., Sahoo, R. N., Pandey, R. N., Gupta, V. K., & Kumar, D. (2014). Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*Triticum aestivum* L.). *Precision Agriculture*, 15(5), 499-522. doi: 10.1007/s11 19-014-9348-7.
- Nguyễn, X. K. (2017). Tuyển chọn giống lúa ngắn ngày và xác định các biện pháp kỹ thuật canh tác phù hợp ở tỉnh Quảng Bình. Đại học Nông lâm, Đại học Huế.
- Peñuelas, J., Gamon, J. A., Fredeen, A. L., Merino, J., & Field, C. B. (1994). Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves. *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 135-146. doi: 10.1016/0034-4257(94)90136-8.
- Phạm, S. T., & Chu, V. H. (2008). Bón phân cho lúa vùng đồng bằng sông Cửu Long. *Paper presented at the Hội Nghị phân bón Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn*, Việt Nam.
- Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S. K., & Bonfil, D. J. (2011). Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125-135. doi: 10.1016/ j.fcr.2010.12.001.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H., & Sorooshian, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 119-126. doi: 10.1016/00 34-4257(94)90134-1.
- Rondeaux, G., Steven, M., & Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55(2), 95-107. doi:10.1016/0034-4257(95)00186-7.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite). *Paper presented at the Proceedings of 3rd Earth Resources Technology Satellite Symposium*, Greenbelt.
- Severtson, D., Callow, J., Flower, K., Neuhaus, A., Olejnik, M., & Nansen, C. (2016). Unmanned aerial vehicle canopy reflectance data detects potassium deficiency and green peach aphid susceptibility in canola. *Precision Agriculture*, 17. doi:10.1007/ s11119-016-9442-0.

- Shrestha, J., Kandel, M., Subedi, S., & Shah, K. K. (2020). Role of nutrients in rice (*Oryza sativa* L.): A review. *Agrica*.
- Trigunasih, N. M., & Saifulloh, M. (2022). Correlation Between Soil Nitrogen Content and NDVI Derived from Sentinel-2A Satellite Imagery. *Jurnal Lahan Suboptimal. Journal of Suboptimal Lands*, 11(2), 112-119. doi:10.36706/jlso.11.2.2022.574.
- Xu, S., Xu, X., Blacker, C., Gaulton, R., Zhu, Q., Yang, M., Yang, G., Zhang, J., Yang, Y., Yang, M., Xue, H., Yang, X., & Chen, L. (2023). Estimation of Leaf Nitrogen Content in Rice Using Vegetation Indices and Feature Variable Optimization with Information Fusion of Multiple-Sensor Images from UAV. *Remote Sensing*, 15(3), 854.
- Xue, J., & Su, B. (2017). Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. *Journal of Sensors*, 2017, 1-17. doi:10.1155/2017/1353691.
- Xuelian, P., Dianyu, C., Zhenjiang, Z., Zhitao, Z., Can, X., Qing, Z., Fang, W., & Xiaotao, H. (2022). Prediction of the Nitrogen, Phosphorus and Potassium Contents in Grape Leaves at Different Growth Stages Based on UAV Multispectral Remote Sensing. *Remote Sensing*, 14(11), 2659.
- Yao, Q., Zhang, Z., Lv, X., Chen, X., Ma, L., & Sun, C. (2022). Estimation Model of Potassium Content in Cotton Leaves Based on Wavelet Decomposition Spectra and Image Combination Features. *Frontiers in Plant Science*, 13. doi: 10.3389/fpls.2022.920532.
- Yu, Y., Yu, H., Li, X., Zhang, L., & Sui, Y. (2023). Prediction of Potassium Content in Rice Leaves Based on Spectral Features and Random Forests. *Agronomy*, 13(9), 2337.
- Zhai, Y., Cui, L., Zhou, X., Gao, Y., Fei, T., & Gao, W. (2013). Estimation of nitrogen, phosphorus, and potassium contents in the leaves of different plants using laboratory-based visible and near-infrared reflectance spectroscopy: comparison of partial least-square regression and support vector machine regression methods. *International Journal of Remote Sensing*, 34(7), 2502-2518. doi: 10.1080/01431161.2012.746484.
- Zhang, J., Cheng, T., Shi, L., Wang, W., Niu, Z., Guo, W., & Ma, X. (2022). Combining spectral and texture features of UAV hyperspectral images for leaf nitrogen content monitoring in winter wheat. *International Journal of Remote Sensing*, 43(7), 2335-2356. doi: 10.1080/01431161.2021.2019847.
- Zheng, H., Cheng, T., Li, D., Zhou, X., Yao, X., Tian, Y., Cao, W., & Zhu, Y. (2018). Evaluation of RGB, Color-Infrared and Multispectral Images Acquired from Unmanned Aerial Systems for the Estimation of Nitrogen Accumulation in Rice. *Remote Sensing*, 10(6), 824.