

A PADDY GRAIN SIZE ANALYSIS SYSTEM FOR VARIETY BREEDING

Ha Quang Hung¹, Phung Truong Trinh¹, Le Hoang Vu¹, Nguyen Minh Quan¹,
 Nguyen Thi Kim Cuc¹, Nguyen Van Quyet¹, Chu Duc Ha¹, Nguyen Thi Hong², Pham Minh Trien^{1*}

¹VNU University of Engineering and Technology

²Agricultural Genetics Institute - Vietnam Academy of Agricultural Sciences

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 14/02/2025	In rice breeding, the size and shape of rice grains are key indicators of yield potential; however, manually measuring the large number of grains from dozens to hundreds of hybrid pairs is very time-consuming, making the automation of this process essential. This study develops a grain size analysis system comprising three components: (1) an industrial computer; (2) a fixed image capture system; and (3) software running on the Linux operating system. Among the evaluated grain recognition models, including U-Net, U-Net++, ResNet, and YOLOv8, the YOLOv8 model achieved mAP50, mAP50:95, and an average Dice coefficient of 0.99, 0.91, and 0.98, respectively. Two extraction methods were applied to estimate grain size, with the approach that calculates width based on the perpendicular distance from the center to the nearest point yielding an MAE of 0.38. The average time the system takes to process an image is 3.4 seconds, and it remains stable for up to 500 images (16,489 grains). With its high performance and scalability, the system can be widely applied in research institutes, breeding companies, and training organizations, contributing to the automation of grain analysis and the enhancement of rice production quality.
Revised: 06/03/2025	
Published: 07/03/2025	
KEYWORDS	
Paddy grain	
Grain size	
Breeding	
Machine learning	
Automation	

HỆ THỐNG PHÂN TÍCH KÍCH THƯỚC HẠT THÓC PHỤC VỤ CHỌN TẠO GIỐNG

Hà Quang Hưng¹, Phùng Trường Trinh¹, Lê Hoàng Vũ¹, Nguyễn Minh Quân¹,
 Nguyễn Thị Kim Cúc¹, Nguyễn Văn Quyết¹, Chu Đức Hà¹, Nguyễn Thị Hồng², Phạm Minh Triên^{1*}

¹Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội

²Viện Di truyền Nông nghiệp - Viện Khoa học Nông nghiệp Việt Nam

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 14/02/2025	Trong chọn tạo giống lúa, kích thước và hình dạng hạt thóc là tiêu chí quan trọng trong đánh giá năng suất, nhưng việc đo đạc thủ công số lượng hạt lớn từ hàng chục đến hàng trăm cặp lại rất tốn thời gian, do đó tự động hóa quá trình đo đạc là rất cần thiết. Nghiên cứu này phát triển hệ thống phân tích kích thước hạt gồm ba thành phần: (1) máy tính công nghiệp; (2) hệ chụp ảnh cố định và (3) phần mềm chạy trên hệ điều hành Linux. Trong số các mô hình nhận diện hạt được huấn luyện bao gồm U-Net, U-Net++, ResNet và YOLOv8, mô hình YOLOv8 cho kết quả tốt nhất với mAP50 và mAP50:95, trung bình hệ số Dice đạt 0,99, 0,91 và 0,98. Hai phương pháp trích xuất kích thước đã được áp dụng để ước tính kích thước, trong đó cách tính chiều rộng theo khoảng cách từ tâm đến điểm gần nhất theo hướng vuông góc cho sai số nhỏ hơn với MAE = 0,38. Thời gian trung bình để hệ thống xử lý một ảnh là 3,4 giây, ổn định với số lượng lên đến 500 ảnh (16.489 hạt). Với hiệu suất cao và khả năng mở rộng tốt, hệ thống có thể ứng dụng rộng rãi tại các viện nghiên cứu, công ty chọn tạo giống và tổ chức đào tạo, góp phần tự động hóa quy trình phân tích hạt và nâng cao chất lượng sản xuất lúa gạo.
Ngày hoàn thiện: 06/03/2025	
Ngày đăng: 07/03/2025	
TỪ KHÓA	
Hạt thóc	
Kích thước hạt	
Chọn tạo giống	
Học máy	
Hệ thống tự động	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.12049>

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

1. Giới thiệu

Gạo (*Oryza sativa L.*) là một trong năm loại ngũ cốc quan trọng nhất, ảnh hưởng trực tiếp đến an ninh lương thực và ổn định kinh tế - xã hội. Theo Bộ Nông nghiệp Hoa Kỳ (01/2025), tổng sản lượng gạo toàn cầu năm 2024/2025 đạt kỷ lục 532,9 triệu tấn, tăng 10,25 triệu tấn so với năm trước [1]. Việt Nam, một trong những nước xuất khẩu gạo lớn, đối mặt với áp lực cạnh tranh từ Ấn Độ, Thái Lan và tác động của biến đổi khí hậu, khiến dự báo xuất khẩu giảm xuống còn 7,5 triệu tấn năm 2025. Chất lượng hạt giống được xem là yếu tố chủ chốt ảnh hưởng đến năng suất, khả năng chống chịu và chất lượng cảm quan của gạo [2]. Hạt giống, với vai trò lưu trữ toàn bộ thông tin di truyền cần thiết cho vòng đời sinh trưởng của cây, chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố như di truyền, điều kiện môi trường và các tác động vật lý [3], [4]. Các đặc tính của hạt thóc như kích thước, màu sắc, cấu trúc và trọng lượng ảnh hưởng không chỉ đến năng suất mà còn đến chất lượng cảm quan [5], [6].

Trong bối cảnh nhu cầu lương thực ngày càng tăng, kích thước hạt trở thành một chỉ tiêu quan trọng để cân bằng giữa năng suất, chất lượng và tính thích nghi với điều kiện biến đổi khí hậu. Sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ xử lý hình ảnh cùng các phương pháp học máy đã mở ra nhiều hướng tiếp cận mới trong giải quyết các bài toán định tính và định lượng trong phân tích hạt. Ví dụ, một nghiên cứu đã áp dụng các kỹ thuật học máy và học sâu để phân loại 14 giống lúa khác nhau từ khoảng 50.000 hạt, đồng thời phân chia thành ba nhóm dựa theo vị trí trồng. Kết quả cho thấy, mô hình vector hỗ trợ (Support Vector Machine, SVM) đạt được độ chính xác trong quá trình phân loại lần lượt là 90,61%, 82,71% và 83,9% cho từng nhóm hạt, trong khi mô hình học sâu InceptionResNetV2 ghi nhận độ chính xác tổng thể cao nhất đạt 95,15% [7]. Bên cạnh đó, các kiến trúc như mạng nơ-ron tích chập đa quy mô (Multi-scale Convolutional Neural Networks, MCNN) hay YOLOv7 cũng đã được triển khai thành công trong các bài toán đếm và phân loại hạt [8], [9].

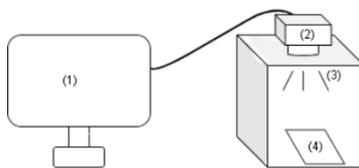
Mặc dù vậy chưa có nhiều giải pháp kết hợp chụp ảnh mẫu và phân tích tự động bằng học máy nhằm giảm thiểu chi phí và tăng hiệu quả trong công tác chọn tạo giống. Để khắc phục hạn chế này, nghiên cứu này đề xuất một hệ thống phân tích kích thước hạt tích hợp, bao gồm một hệ chụp ảnh cố định và một phần mềm điều khiển chạy trên nền tảng Linux. Phần mềm được thiết kế để hỗ trợ người dùng điều khiển máy ảnh, tự động phân tích các ảnh chụp bằng cách tích hợp mô hình học máy YOLOv8 đã được huấn luyện, với các chỉ số mAP50 đạt 0,99, mAP50:95 đạt 0,91 và trung bình hệ số Dice (Mean Dice) đạt 0,98, từ đó cho phép nhận diện và phân loại hạt một cách nhanh chóng và chính xác. Giao diện trực quan của phần mềm hỗ trợ hiển thị kết quả phân tích một cách sinh động và xuất dữ liệu dưới định dạng tệp CSV, tạo điều kiện thuận lợi cho việc tổng hợp và xử lý số liệu sau này. Qua đó, nghiên cứu đã mở ra nhiều cơ hội ứng dụng thực tiễn, đồng thời thúc đẩy việc áp dụng công nghệ xử lý hình ảnh cùng học máy trong việc góp phần nâng cao năng suất và chất lượng gạo.

2. Vật liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Thiết kế, xây dựng hệ chụp

Mục tiêu của nghiên cứu là xây dựng một hệ thống có khả năng chụp ảnh và giao diện phần mềm người dùng, trong đó phần cứng cần có khả năng chụp ảnh các loại hạt với điều kiện ánh sáng đạt chuẩn và ổn định. Trong Hình 1, sơ đồ thiết kế của hệ thống được thể hiện với các thành phần chính: (1) máy tính công nghiệp sử dụng để kết nối, điều khiển phần cứng và chạy phần mềm, (2) máy ảnh được gắn cố định. Một chiếc hộp chụp bao gồm (3) đèn chiếu sáng và (4) khay chụp hạt được sử dụng để đưa hạt vào để chụp. Hộp chụp này được thiết kế kín, nhằm loại bỏ ảnh hưởng của ánh sáng môi trường bên ngoài, qua đó đảm bảo chỉ nguồn sáng từ (3) đèn chiếu sáng được sử dụng. Thiết kế kín cũng tạo điều kiện thuận lợi cho việc điều chỉnh các thông số ánh sáng. Hệ thống chiếu sáng sử dụng đèn màu trắng để đảm bảo ánh sáng được phân bố đồng đều trên toàn bộ bề mặt mẫu vật, từ đó nâng cao độ chính xác và nhất quán của dữ liệu hình ảnh. Đối

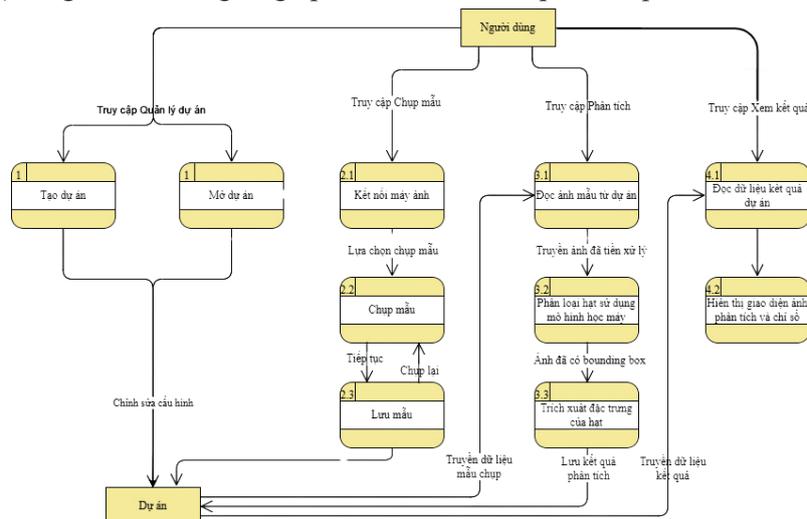
với khay chụp hạt, nghiên cứu đề xuất sử dụng các tấm nền có khả năng phản chiếu ánh sáng thấp, với màu sắc tương phản rõ ràng so với mẫu vật, chẳng hạn như màu trắng hoặc xanh lá cây. Điều này không chỉ giúp tối ưu hóa quá trình phân tích hình ảnh mà còn cải thiện hiệu quả nhận diện và phân tách các đối tượng trong phần mềm xử lý.



Hình 1. Sơ đồ thiết kế phần cứng của hệ thống phân tích hạt: (1) Máy tính công nghiệp, (2) Máy ảnh, (3) Đèn chiếu sáng và (4) Nền chụp hạt

2.2. Thiết kế, xây dựng phần mềm phân tích kích thước hạt thóc

Phần mềm phân tích kích thước hạt thóc được phát triển nhằm tự động hóa quá trình thu thập và xử lý ảnh, hỗ trợ nhanh chóng và chính xác cho công tác chọn tạo giống. Ứng dụng này chạy trên nền tảng Linux, sử dụng Java kết hợp thư viện gphoto2 để điều khiển máy ảnh, đảm bảo sự tương thích giữa phần mềm và phần cứng. Phần mềm được xây dựng theo mô hình mô-đun, gồm các thành phần chính: (1) Giao diện người dùng, (2) Mô-đun quản lý dự án, (3) Mô-đun kết nối và điều khiển máy ảnh, (4) Mô-đun xử lý và phân tích ảnh, và (5) Mô-đun hiển thị kết quả. Cụ thể, mô-đun (1) được phát triển bằng JavaFX và SceneBuilder giúp người dùng dễ dàng thiết lập thông số “dự án” (đối tượng người dùng sử dụng để quản lý việc chụp mẫu cùng kết quả phân tích) và thao tác trực quan. Mô-đun (2) cho phép tạo và lưu trữ các “dự án”, bao gồm thông tin về loại hạt, kích thước vật đối chứng, đường dẫn ảnh chụp, kết quả phân tích và báo cáo. Tiếp theo, mô-đun (3) sử dụng thư viện gphoto2 để thu thập hình ảnh và lưu trữ vào thư mục dự án để đảm bảo dữ liệu đầu vào đạt chuẩn. Trong mô-đun (4), ảnh chụp được tiền xử lý (điều chỉnh ánh sáng, tương phản, giảm nhiễu) trước khi đưa vào mô hình học máy để nhận diện và phân loại hạt. Các thông số đặc trưng được tính toán, lưu trữ dưới dạng tệp CSV và ảnh phân tích. Với mô-đun (5), phần mềm hỗ trợ người dùng xem ảnh đã phân tích gồm các hạt thóc được tách riêng trong các hộp bao trùm (bounding box) cùng số liệu thống kê giúp việc kiểm tra kết quả trực quan, nhanh chóng.



Hình 2. Biểu đồ luồng dữ liệu trong phần mềm

Hình 2 trình bày biểu đồ luồng dữ liệu trong phần mềm, minh họa cách các thành phần chính phối hợp để thực hiện các chức năng quản lý dự án, chụp mẫu, phân tích và hiển thị kết quả. Khi

sử dụng phần mềm, người dùng có thể quản lý các “dự án” với các thông tin cấu hình như tên dự án, mô tả dự án, đặc điểm hạt (bao gồm màu sắc, loại hạt có râu hay không, tổng khối lượng dự án và kích thước đường kính của vật đối chứng). Phần mềm cũng hỗ trợ chức năng chỉnh sửa cấu hình dự án, cho phép người dùng tùy chỉnh theo nhu cầu cụ thể. Khi lựa chọn chức năng “Chụp mẫu”, phần mềm sẽ tự động kết nối với máy ảnh thông qua thư viện gphoto2, hiển thị giao diện chụp mẫu để người dùng có thể lựa chọn chụp, chụp thêm hoặc chụp lại nếu cần. Các ảnh chụp được lưu trữ vào tệp dự án và sẵn sàng cho bước phân tích. Trong quá trình phân tích, ảnh mẫu được đọc từ dự án và đưa qua mô hình học máy. Kết quả phân tích, bao gồm các thông số về kích thước và hình dạng của hạt, được lưu trữ và xuất báo cáo, sau đó được trình bày qua mô-đun hiển thị để người dùng có thể quan sát trực quan các hộp bao trùm được đánh dấu trên ảnh mẫu.

2.3. Huấn luyện mô hình học máy và trích xuất các đặc trưng

2.3.1. Chuẩn bị dữ liệu huấn luyện và đối chứng

Tập dữ liệu huấn luyện mô hình bao gồm 500 ảnh được thu thập sử dụng hệ chụp, với tổng số nhãn hạt thóc là 16.489 và 500 nhãn đồng xu đồng thời được sử dụng để hiệu chuẩn tỷ lệ và kích thước (xem Hình 3). Bên cạnh đó, nghiên cứu thu thập thêm 10 ảnh, mỗi ảnh 15 hạt ngẫu nhiên không trùng lặp và tiến hành đo kích thước thực tế để làm căn cứ đối chứng với phương pháp ước tính kích thước (xem thống kê dữ liệu ở Bảng 1).

Bảng 1. Thống kê dữ liệu đo thực tế trên ảnh mẫu hạt đối chứng

Độ đo	Chiều dài (mm)	Chiều rộng (mm)
Trung bình	10,77	2,83
Độ lệch chuẩn	0,65	0,20
Phương sai	0,42	0,04



Hình 3. Hình ảnh mẫu được sử dụng để huấn luyện mô hình

2.3.2. Huấn luyện các mô hình

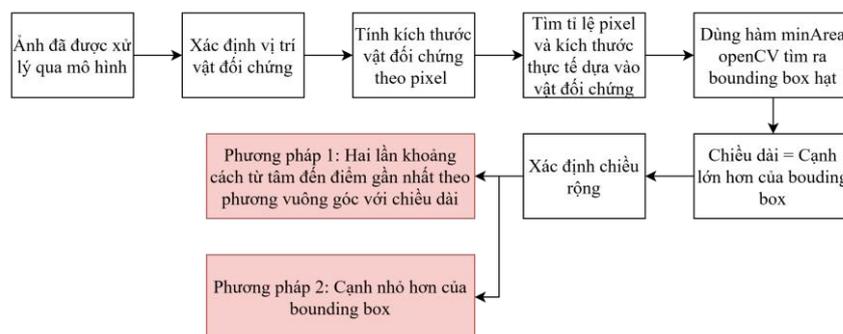
Trong nghiên cứu này, các mô hình phân đoạn hình ảnh được khảo sát và lựa chọn để huấn luyện trên tập dữ liệu hạt thóc thu thập từ hệ thống chụp ảnh bao gồm: U-Net, U-Net++, ResNet và YOLOv8. Đầu tiên, mô hình U-net do Ronneberger và cộng sự [10] nghiên cứu dành cho mục đích phân đoạn hình ảnh y tế với hiệu suất cao [10]. Dựa trên mô hình gốc, nhiều phiên bản cải tiến cũng như nâng cấp đã được thực hiện để ứng dụng vào các lĩnh vực khác nhau [11], [12]. Để khắc phục hạn chế của U-Net gốc, đặc biệt là vấn đề xác định độ sâu tối ưu và cơ chế kết hợp thông tin giữa các tầng, mô hình U-Net++ đã được nghiên cứu [13]. Bên cạnh đó, mô hình ResNet được lựa chọn do những ưu điểm nổi bật hỗ trợ việc truyền tải thông tin đa cấp, có khả năng tổng quát hóa tốt [14], [15]. Cuối cùng, mô hình YOLOv8 cũng được sử dụng nhờ khả năng xử lý và phân tích ảnh trong thời gian ngắn, độ chính xác cao, kiến trúc nhẹ và khả năng tổng hợp đặc trưng linh hoạt [16]. Để đánh giá kết quả của các mô hình học máy trong phân đoạn ảnh thóc trên tập dữ liệu, nghiên cứu đã sử dụng các chỉ số như mAP50, mAP50:95, mIoU, Mean Dice và Mean Pixel Accuracy.

2.3.3. Trích xuất các đặc trưng của hạt

Để trích xuất các đặc trưng cơ bản của hạt cụ thể là chiều dài và chiều rộng, nghiên cứu đề xuất hai phương pháp tính toán (xem Hình 4). Sau quá trình phân đoạn ảnh bằng mô hình học máy, hệ thống sẽ nhận diện được hai nhân chính: “đồng xu” và “hạt thóc”. Dựa trên kích thước thực tế của đối tượng được người dùng cấu hình trong phần mềm, ta có thể xác định tỷ lệ chuyển đổi giữa pixel và đơn vị thực tế, từ đó làm cơ sở để tính toán kích thước thực của hạt. Sau đó, hàm `minArea` của thư viện OpenCV được áp dụng để tìm ra hộp bao trùm có diện tích nhỏ nhất quanh từng hạt. Chiều dài của hạt được xác định bằng cách lấy giá trị cạnh dài nhất của hộp bao trùm đó. Đối với chiều rộng, nghiên cứu đề xuất hai phương pháp tính toán:

- Phương pháp 1: Dựa trên nghiên cứu do Cervantes và cộng sự [17] thực hiện, tính chiều rộng bằng phương pháp lấy gấp đôi khoảng cách từ tâm đến điểm gần nhất của hộp theo phương vuông góc với chiều dài [17].

- Phương pháp 2: Sử dụng trực tiếp giá trị của cạnh ngắn hơn của hộp bao trùm làm chiều rộng.



Hình 4. Phương pháp trích xuất kích thước của hạt thóc

Để đánh giá kết quả ước tính thực tế so với độ đo thực tế, nghiên cứu đã sử dụng các chỉ số sai số trung bình tuyệt đối (Mean Absolute Error, MAE), sai số bình phương trung bình căn bậc hai (Root Mean Squared Error, RMSE), phần trăm sai số trung bình tuyệt đối đối xứng (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, SMAPE) và độ chính xác (được tính bằng $100\% - \text{SMAPE}$).

3. Kết quả và bàn luận

3.1. Mô hình học máy nhận diện và trích xuất đặc trưng

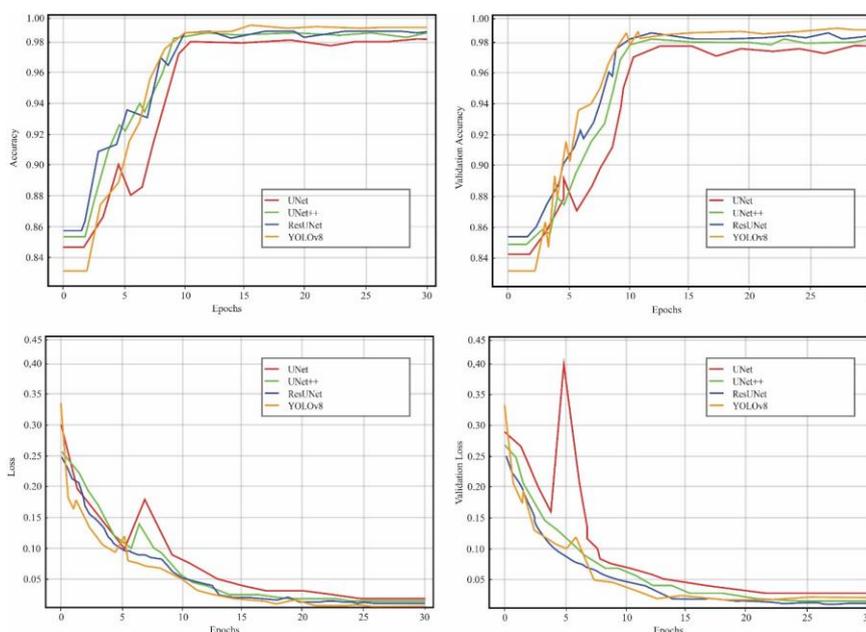
Trong nghiên cứu này đã triển khai và đánh giá hiệu suất các mô hình học sâu U-Net, U-Net++, Res-Unet và YOLOv8 trong giải quyết bài toán phân đoạn hạt thóc. Bảng 2 cung cấp kết quả đánh giá hiệu suất huấn luyện dựa trên các chỉ số mAP50, mAP50:95, mIoU, Mean Dice và Mean Pixel Accuracy. Đối với chỉ số mAP50 và mAP50:95, mô hình YOLOv8 đạt điểm mAP50 cao nhất với 0,99, tiếp theo là Res-Unet 0,98 và U-Net++ đạt 0,97. Tiếp theo, với chỉ số mIoU và Mean Dice, mô hình Res-Unet và YOLOv8 đạt cao nhất cho thấy khả năng phân đoạn chính xác hơn so với U-Net++ và U-Net truyền thống. Cuối cùng, kết quả từ chỉ số Mean Pixel Accuracy cao nhất thuộc về YOLOv8 đã phản ánh khả năng phân loại từ pixel chính xác hơn các mô hình còn lại.

Hình 5 minh họa sự thay đổi hiệu suất trong quá trình huấn luyện các mô hình. Các mô hình cải thiện độ chính xác nhanh trong 10 epoch đầu, sau đó đạt mức ổn định. YOLOv8 có độ chính xác cao nhất, hội tụ nhanh nhất, tiếp theo là Res-Unet và U-Net++, trong khi U-Net cải thiện chậm hơn. Về sai số, YOLOv8 và Res-Unet giảm ổn định hơn, trong khi U-Net có biến động lớn ở giai đoạn đầu. Từ kết quả trên, các mô hình U-Net++ và Res-Unet đã cải thiện hiệu suất so với U-Net tiêu chuẩn nhờ vào các kỹ thuật cải tiến trong mô hình như kết nối sâu và sử dụng bộ trích xuất đặc trưng nâng cao [13]. YOLOv8 có khả năng tổng hợp đặc trưng mạnh mẽ hơn, đặc biệt là trong việc học đa tỷ lệ, giúp nó đạt hiệu suất vượt trội trong phân đoạn hạt thóc. Việc kết hợp các

kỹ thuật hiện đại như anchor-free detection và cải tiến trong mô hình học sâu giúp YOLOv8 nhanh chóng hội tụ, có khả năng tổng quát hóa tốt hơn trên tập dữ liệu. Với hiệu suất cao và tốc độ hội tụ nhanh, nghiên cứu lựa chọn YOLOv8 cho phần mềm phân tích hạt.

Bảng 2. Kết quả đánh giá huấn luyện các mô hình

Mô hình	mAP 50	mAP 50:95	mIoU	Mean Dice	Mean Pixel Accuracy
U-Net	0,95	0,84	0,73	0,94	0,90
U-Net++	0,97	0,88	0,78	0,95	0,92
Res-UNet	0,98	0,90	0,81	0,97	0,92
YOLOv8	0,99	0,91	0,86	0,98	0,94



Hình 5. Kết quả huấn luyện các mô hình theo số lần chạy

Sau khi triển khai mô hình, nghiên cứu đã so sánh hai phương pháp trích xuất kích thước hạt thóc để tìm ra phương án tối ưu. Bảng 3 tổng hợp các chỉ số định lượng đánh giá hiệu suất của từng phương pháp. Đối với chiều dài hạt, cả hai phương pháp đều có cùng độ sai số cho thấy độ chính xác tương đương khi xác định kích thước chiều dài. Đối với chiều rộng hạt, phương pháp 1 có kết quả tốt hơn so với phương pháp 2 với MAE = 0,38mm, RMSE = 0,51mm, SMAPE đạt 3,08% và độ chính xác 96,92%. Nguyên nhân là do phương pháp này sử dụng khoảng cách từ tâm đến điểm gần nhất, giúp giảm thiểu sai số trong những trường hợp hình dạng hạt không hoàn toàn đối xứng. Trong khi đó, phương pháp 2 đơn thuần sử dụng cạnh ngắn của hộp bao trùm, dẫn đến sự chênh lệch lớn hơn khi gặp hạt có hình dạng không đều.

3.2. Hệ thống phân tích hạt

Với những kết quả trên, hệ thống mẫu đã được lắp đặt và triển khai thử nghiệm (xem Hình 6). Trong hệ thống mẫu, máy tính công nghiệp CINZONE DX-1100 được sử dụng và cảm qua màn hình DELL S2421H, máy ảnh được sử dụng là Canon EOS 2000D. Bảng 4 tóm tắt kết quả thời gian chạy thực tế của phần mềm phân tích hạt với số lượng ảnh khác nhau. Kết quả thử nghiệm cho thấy thời gian xử lý trung bình của hệ thống dao động từ 3,32 đến 3,74 giây/ảnh thể hiện hiệu suất ổn định của hệ thống ngay cả khi số lượng ảnh đầu vào tăng lên. Khi số lượng ảnh tăng từ 10 lên 500, thời gian xử lý trung bình vẫn giữ mức ổn định trong khoảng 3,4 giây/ảnh chứng tỏ hệ thống có khả năng mở rộng tốt và không bị giảm hiệu suất khi xử lý dữ liệu lớn. Với tốc độ xử lý

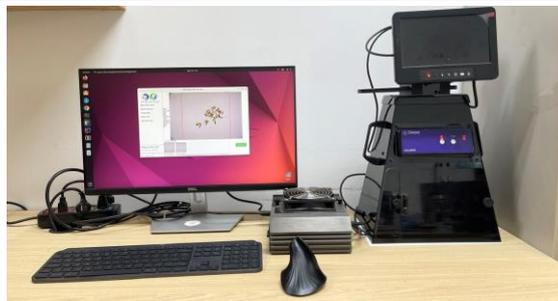
trung bình này, hệ thống hoàn toàn có thể đáp ứng yêu cầu phân tích nhanh trong các ứng dụng thực tế như kiểm tra chất lượng hạt giống hoặc nghiên cứu phân tích hình thái học của hạt thóc.

Bảng 3. Bảng so sánh kết quả trích xuất kích thước của hai phương pháp

Độ đo	Phương pháp 1		Phương pháp 2	
	Chiều dài	Chiều rộng	Chiều dài	Chiều rộng
MAE (mm)	0,77	0,38	0,77	1,40
RMSE (mm)	0,91	0,51	0,91	1,46
SMAPE (%)	1,74	3,08	1,74	9,90
Accuracy (100% - SMAPE)	98,26	96,92	98,26	90,10

Bảng 4. Kết quả thời gian chạy thực tế của phần mềm phân tích hạt

Số ảnh (cái)	Tổng thời gian (giây)	Thời gian phân tích trung bình (giây/ảnh)
10	34	3,40
50	187	3,74
100	340	3,40
250	829	3,32
500	1.684	3,37



Hình 6. Mô hình thực tế của hệ thống phân tích hạt

4. Kết luận

Nghiên cứu này đã phát triển một hệ thống phân tích kích thước hạt thóc tích hợp, bao gồm hệ thống chụp ảnh cố định và phần mềm xử lý ảnh tự động, nhằm hỗ trợ công tác chọn tạo giống một cách hiệu quả và chính xác. Phần mềm sử dụng mô hình học sâu YOLOv8 để thực hiện phân đoạn hình ảnh, đạt hiệu suất với mAP50 đạt 0,99, mAP50:95 đạt 0,91 và Mean Dice đạt 0,98. Bên cạnh đó, phương pháp trích xuất kích thước chiều rộng dựa trên khoảng cách từ tâm đến điểm gần nhất theo phương vuông góc cho kết quả chính xác hơn khi đạt MAE thấp với 0,38mm, RMSE đạt 0,51mm và độ chính xác 96,92%. Kết quả thử nghiệm hiệu suất hệ thống cho thấy thời gian xử lý trung bình ổn định khoảng 3,4 giây/ảnh, ngay cả khi số lượng ảnh tăng lên đến 500 ảnh. Điều này cho phép hệ thống hoạt động ổn định trong thực tế nghiên cứu chọn tạo giống và kiểm định chất lượng lúa gạo. Trong tương lai, nhóm nghiên cứu sẽ tập trung vào cải tiến thêm tính năng cho hệ thống.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội trong mã số CN24.04.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] N. Childs and P. Jarrell, "Rice Outlook: January 2025," *USDA's World Agricultural Outlook Board*, Jan. 2025.

- [2] M. S. Alam, M. A. Wazed, S. M. K. Hasan, M. Ahmed, M. S. Alam, and M. S. H. Sarker, "Quality aspects of paddy grain and seed dried in HSTU mobile grain and seed dryer integrated with a dual heating system," *Heliyon*, vol. 10, no. 23, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e40835.
- [3] R. Wimalasekera, "Role of seed quality in improving crop yields," in *Crop Production and Global Environmental Issues*, Springer International Publishing, 2015, pp. 153–168, doi: 10.1007/978-3-319-23162-4_6.
- [4] S. Chowdhury, M. Chowdhury, S. Bhattacharjee, and K. Ghosh, "Quality assessment of rice seed using different storage techniques," *Journal of the Bangladesh Agricultural University*, vol. 12, no. 2, pp. 297–305, Jul. 2016, doi: 10.3329/jbau.v12i2.28688.
- [5] D. Ren, C. Ding, and Q. Qian, "Molecular bases of rice grain size and quality for optimized productivity," *Sci Bull (Beijing)*, vol. 68, no. 3, pp. 314–350, Feb. 2023, doi: 10.1016/j.scib.2023.01.026.
- [6] L. Yan *et al.*, "Control of grain size and weight by the RNA-binding protein EOG1 in rice and wheat," *Cell Rep.*, vol. 43, no. 11, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.celrep.2024.114856.
- [7] K. Kiratiratanapruk *et al.*, "Development of Paddy Rice Seed Classification Process using Machine Learning Techniques for Automatic Grading Machine," *J. Sens.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/7041310.
- [8] A. Feng *et al.*, "Research on a rice counting algorithm based on an improved mcnn and a density map," *Entropy*, vol. 23, no. 6, Jun. 2021, doi: 10.3390/e23060721.
- [9] J. Peng, Z. Yang, D. Lv, and Z. Yuan, "A dynamic rice seed counting algorithm based on stack elimination," *Measurement*, vol. 227, Mar. 2024, Art. no. 114275, doi: 10.1016/j.measurement.2024.114275.
- [10] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," *Springer, Cham*, pp. 234–241, May 2015, doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.
- [11] K. Zhang, L. Zhang, and H. Pan, "UoloNet: based on multi-tasking enhanced small target medical segmentation model," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 57, no. 2, Feb. 2024, doi: 10.1007/s10462-023-10671-5.
- [12] S. Liu *et al.*, "High-throughput measurement method for rice seedling based on improved UNet model," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 219, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.108770.
- [13] Z. Zhou, M. M. R. Siddiquee, N. Tajbakhsh, and J. Liang, "UNet++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 39, no. 6, pp. 1856–1867, Jun. 2020, doi: 10.1109/TMI.2019.2959609.
- [14] H. Peng, J. Zhong, H. Liu, J. Li, M. Yao, and X. Zhang, "ResDense-focal-DeepLabV3+ enabled litchi branch semantic segmentation for robotic harvesting," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 206, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.compag.2023.107691.
- [15] B. Yang *et al.*, "FRPNet: An improved Faster-ResNet with PASPP for real-time semantic segmentation in the unstructured field scene," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 217, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.108623.
- [16] R. Varghese and S. M., "YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance and Robustness," in *2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS)*, IEEE, Apr. 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/ADICS58448.2024.10533619.
- [17] E. Cervantes, J. J. Martín, and E. Saadaoui, "Updated Methods for Seed Shape Analysis," *Scientifica*, vol. 2016, 2016, doi: 10.1155/2016/5691825.