

EMBEDDED-PLATFORM-BASED FRUIT IDENTIFICATION USING YOLOv11 MODEL

Le Hung Linh¹, Ngo Huu Huy^{1*}, Man Ba Tuyen¹, Nguyen Thanh Nam¹, Nguyen Thi Mai Khuyen²

¹TNU - University of Information and Communication Technology, ²Hanoi Metropolitan University

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 06/01/2025	In the context of agricultural modernization, automatic fruit identification and classification are becoming increasingly important to optimize production processes and supply chain management. This study presents a fruit recognition system using YOLOv11 model based on embedded platform. The system is deployed on a Raspberry Pi 4 Model B device, allowing on-site data processing, contributing to minimizing latency and dependence on internet connection. The database includes 2,500 images of five types of fruit: orange, strawberry, grape, apple, and mango. The training results show high accuracy, reaching a mAP50 value of 0.935 after 50 epochs, demonstrating the optimization ability of the model. During testing, the system demonstrated its ability to accurately identify fruits. These results confirm the potential of edge computing technology in improving agricultural production efficiency.
Revised: 19/03/2025	
Published: 21/03/2025	
KEYWORDS	
Edge computing	
Fruit identification	
Raspberry Pi	
Smart agriculture	
YOLOv11	

NHẬN DẠNG TRÁI CÂY SỬ DỤNG MÔ HÌNH YOLOv11 TRÊN NỀN TẢNG NHÚNG

Lê Hùng Linh¹, Ngô Hữu Huy^{1*}, Mẫn Bá Tuyền¹, Nguyễn Thành Nam¹, Nguyễn Thị Mai Khuyên²

¹Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông - ĐH Thái Nguyên, ²Trường Đại học Thủ đô Hà Nội

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 06/01/2025	Trong bối cảnh hiện đại hóa nông nghiệp, việc nhận dạng và phân loại trái cây tự động đang ngày càng trở nên quan trọng nhằm tối ưu hóa quy trình sản xuất và quản lý chuỗi cung ứng. Nghiên cứu này giới thiệu một mô hình nhận dạng trái cây sử dụng mô hình YOLOv11 trên nền tảng nhúng. Hệ thống được triển khai trên thiết bị Raspberry Pi 4 Model B, cho phép xử lý dữ liệu tại chỗ, góp phần giảm thiểu độ trễ và sự phụ thuộc vào kết nối Internet. Cơ sở dữ liệu bao gồm 2.500 ảnh thuộc năm loại trái cây: cam, dâu tây, nho, táo và xoài. Kết quả huấn luyện cho thấy độ chính xác cao, đạt giá trị mAP50 là 0,935 sau 50 epoch, cho thấy khả năng tối ưu hóa của mô hình. Trong quá trình kiểm thử, hệ thống đã chứng minh khả năng nhận dạng chính xác các loại trái cây. Những kết quả này khẳng định tiềm năng của công nghệ tính toán biên trong việc cải thiện hiệu quả sản xuất nông nghiệp.
Ngày hoàn thiện: 19/03/2025	
Ngày đăng: 21/03/2025	
TỪ KHÓA	
Tính toán biên	
Nhận dạng trái cây	
Raspberry Pi	
Nông nghiệp thông minh	
YOLOv11	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.11825>

* Corresponding author. Email: nhhuy@ictu.edu.vn

1. Giới thiệu

Trong bối cảnh hiện đại hóa và công nghệ hóa nông nghiệp, việc nhận dạng và phân loại trái cây tự động ngày càng trở thành một yếu tố không thể thiếu để tối ưu hóa quy trình sản xuất và quản lý chuỗi cung ứng. Các phương pháp truyền thống như kiểm tra thủ công không chỉ tốn nhiều thời gian mà còn dễ mắc lỗi, đặc biệt khi phải xử lý khối lượng lớn sản phẩm với hình dạng và kích thước đa dạng. Để khắc phục những hạn chế này, công nghệ tính toán cạnh (Edge Detection) kết hợp với trí tuệ nhân tạo (AI) đã nổi lên như một giải pháp đầy hứa hẹn để giải quyết những thách thức này [1] – [3]. Nhà kính thông minh là một trong những môi trường lý tưởng để ứng dụng các hệ thống phân loại tự động. Với khả năng kiểm soát chính xác các yếu tố môi trường như nhiệt độ, ánh sáng và độ ẩm, nhà kính tạo điều kiện tối ưu cho sự phát triển của cây trồng và đồng thời cung cấp dữ liệu đồng bộ cho các thuật toán nhận diện. Tuy nhiên, với quy mô mở rộng và yêu cầu chất lượng ngày càng cao, các hệ thống này cần đến những giải pháp công nghệ tiên tiến để không chỉ duy trì hiệu quả mà còn hướng tới sự phát triển bền vững lâu dài [4] – [7].

Trong khi đó, tính toán biên (Edge Computing) đã trở thành công nghệ cốt lõi hỗ trợ xử lý dữ liệu tại chỗ, giúp giảm thiểu độ trễ và sự phụ thuộc vào kết nối Internet. Với khả năng xử lý cục bộ, tính toán biên cung cấp dữ liệu thời gian thực cho các thuật toán tính toán cạnh, từ đó cải thiện hiệu quả và tốc độ của các hệ thống phân loại trái cây. Công nghệ này đặc biệt hữu ích trong các khu vực nông thôn, nơi điều kiện kết nối mạng còn hạn chế [3], [8], [9]. Tính toán biên cũng mở ra tiềm năng lớn trong việc tự động hóa toàn diện. Tích hợp các cảm biến IoT, camera, và thuật toán xử lý ảnh trong môi trường nhà kính không chỉ cải thiện hiệu quả vận hành mà còn đảm bảo chất lượng sản phẩm. Các hệ thống này cho phép phân tích và ra quyết định nhanh chóng, từ phân loại trái cây dựa trên chất lượng bề mặt đến dự đoán năng suất cây trồng [10], [11].

Việc ứng dụng tính toán biên trong phát hiện và phân loại trái cây ngày càng được mở rộng, cho thấy tiềm năng đột phá của công nghệ này trong lĩnh vực nông nghiệp thông minh. Đặc biệt, khi tích hợp với các thiết bị như Raspberry Pi, hệ thống tính toán biên không chỉ tăng cường hiệu quả xử lý dữ liệu mà còn giảm độ trễ trong thời gian thực, với những đóng góp nghiên cứu đáng chú ý. Shahin và cộng sự [1] đã tiên phong trong việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào nông nghiệp, sử dụng xử lý ảnh và mạng nơ-ron để phân loại táo dựa trên các vết bầm trên bề mặt. Đây là một trong những nghiên cứu đầu tiên minh chứng tiềm năng của công nghệ AI trong việc nâng cao hiệu quả và chính xác trong quản lý sản xuất nông nghiệp. Hossain và cộng sự [8] đã phát triển nghiên cứu này một bước xa hơn bằng cách ứng dụng công nghệ tính toán biên và bộ nhớ đệm vào việc phân loại trái chà là. Giải pháp này không chỉ cải thiện độ chính xác trong phân loại mà còn tối ưu hóa tốc độ xử lý dữ liệu, qua đó nâng cao trải nghiệm và sự hài lòng của người tiêu dùng. Hsu và cộng sự [12] phát triển hệ thống phân loại độ chín của thanh long theo thời gian thực bằng cách sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) trên các thiết bị biên, minh chứng cho tính mở rộng và hiệu quả của các mô hình dựa trên biên. Dhiman và cộng sự [7] đã giới thiệu một hệ thống phát hiện bệnh thông minh cho trái cây họ cam quýt, sử dụng mô hình CNN và Long Short-Term Memory (LSTM) kết hợp với tính toán biên để tăng cường độ chính xác và hiệu quả. Các nghiên cứu này làm nổi bật sự tích hợp giữa học sâu và tính toán biên nhằm đáp ứng nhu cầu hoạt động thời gian thực trong nhiều ứng dụng, bao gồm phát hiện trái cây.

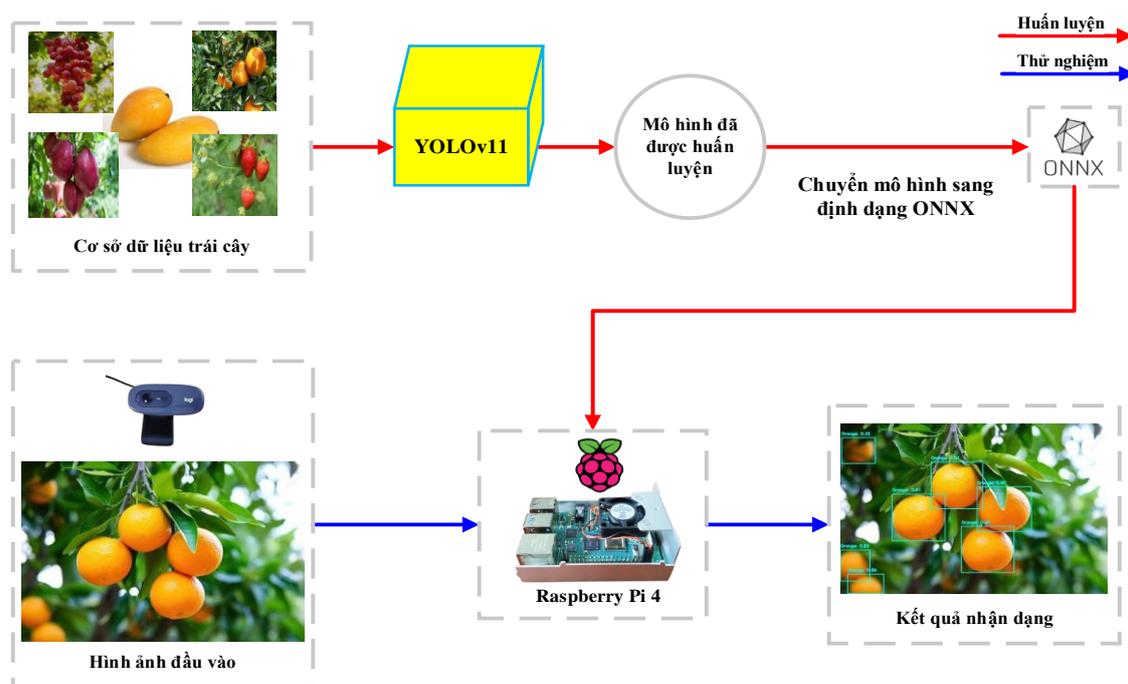
Ứng dụng của tính toán biên không chỉ giới hạn trong lĩnh vực nông nghiệp. Amin và cộng sự [3] đã nghiên cứu trí tuệ biên trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, nhấn mạnh các kỹ thuật phân loại và dự đoán quan trọng đối với các hệ thống thông minh. Trong lĩnh vực an ninh mạng, các nghiên cứu từ Kumar và cộng sự [9] cũng như Wang và cộng sự [13] đã chỉ ra cách tính toán biên có thể được sử dụng để phát hiện và ứng phó kịp thời với các cuộc tấn công mạng. Những nghiên cứu này không chỉ làm sáng tỏ các lỗ hổng an ninh tiềm ẩn trong môi trường biên mà còn đề xuất các kiến trúc và giải pháp sáng tạo nhằm bảo vệ hệ thống thông minh khỏi những mối đe dọa ngày càng tinh vi. Qua đó, chúng nhấn mạnh tính đa dạng và tiềm năng ứng dụng rộng rãi của tính toán biên trong nhiều lĩnh vực khác nhau.

Do đó, nghiên cứu này giới thiệu một mô hình nhận dạng trái cây dựa trên YOLOv11, được triển khai trên nền tảng nhúng. Hệ thống được cài đặt trên thiết bị Raspberry Pi 4 Model B, cho phép thực hiện xử lý dữ liệu trực tiếp tại chỗ, từ đó giảm thiểu độ trễ và sự phụ thuộc vào kết nối Internet. Bên cạnh việc đóng góp vào sự phát triển các giải pháp công nghệ tiên tiến trong lĩnh vực nông nghiệp, hệ thống này còn minh họa tiềm năng của việc ứng dụng AI trên các nền tảng nhúng trong nhiều lĩnh vực khác.

2. Mô hình hệ thống nhận dạng trái cây dựa trên tính toán biên

2.1. Cấu trúc hệ thống

Tổng quan về mô hình hệ thống phân loại trái cây dựa trên tính toán cạnh được thể hiện trong Hình 1. Dữ liệu đầu vào cho quá trình huấn luyện mô hình là cơ sở dữ liệu hình ảnh trái cây đã được gán nhãn. Trong khi đó, quá trình kiểm thử sẽ thực hiện trên các hình ảnh thực tế được thu thập từ camera. Đầu tiên, cơ sở dữ liệu trái cây được sử dụng để huấn luyện mô hình YOLOv11 nhằm xác định các loại trái cây. Sau khi được huấn luyện, mô hình này được chuyển đổi sang định dạng ONNX (Open Neural Network Exchange) [14]. Đây là một định dạng mô hình rất phù hợp cho việc triển khai các mô hình học sâu trên các nền tảng nhúng. Mô hình ở định dạng ONNX không chỉ tăng tốc thời gian suy luận mà còn giảm chi phí triển khai, đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng IoT và tính toán biên.



Hình 1. Tổng quan về mô hình hệ thống nhận dạng trái cây

Trong quá trình hoạt động kiểm thử, hình ảnh trái cây đầu vào được gửi từ camera đến Raspberry Pi 4 Model B, nơi thực hiện nhận diện và phân loại trái cây. Thiết bị nhúng này, với thiết kế nhỏ gọn và tính đa năng, đóng vai trò trung tâm xử lý dữ liệu. Kết quả nhận dạng bao gồm thông tin tên và vị trí của loại trái cây trong hình ảnh, được hiển thị qua giao diện người dùng hoặc lưu trữ để sử dụng về sau.

2.2. Raspberry Pi 4 Model B

Raspberry Pi 4 Model B (Hình 2) là một máy tính đơn bảng nhỏ gọn và đa năng, đóng vai trò trung tâm tính toán trong nghiên cứu này. Thiết bị này cung cấp những nâng cấp đáng kể so với

các phiên bản trước, làm cho nó đặc biệt phù hợp với các ứng dụng đòi hỏi khắt khe như phát hiện và phân loại trái cây trong môi trường nông nghiệp.

Raspberry Pi 4 Model B được trang bị bộ xử lý Broadcom BCM2711 quad-core Cortex-A72, hoạt động ở tốc độ 1,5 GHz. Kiến trúc này cung cấp hiệu suất mạnh mẽ cho các ứng dụng trí tuệ nhân tạo biên, bao gồm việc chạy các mô hình học sâu. Raspberry Pi 4 Model B hỗ trợ bộ nhớ RAM LPDDR4 với các tùy chọn 1GB, 2GB, 4GB hoặc 8GB, đáp ứng nhu cầu của nhiều ứng dụng khác nhau. Phiên bản 8GB đặc biệt hiệu quả trong việc xử lý các tác vụ đòi hỏi bộ nhớ cao. Các tính năng chính của Raspberry Pi 4 Model B bao gồm hỗ trợ màn hình kép qua hai cổng micro-HDMI, cho phép độ phân giải lên đến 4K. Điều này được bổ sung bởi khả năng giải mã phần cứng dành cho mã hóa video hiệu suất cao (HEVC), giúp nó phù hợp để xử lý hình ảnh và video độ phân giải cao, một yêu cầu phổ biến trong các hệ thống phát hiện trái cây. Về kết nối, Raspberry Pi 4 Model B được trang bị Wi-Fi băng tần kép 802.11ac, Bluetooth 5.0, và Ethernet Gigabit, đảm bảo truyền dữ liệu nhanh và ổn định trong các môi trường mạng. Thiết bị này cũng có các cổng USB 3.0 và USB 2.0, cung cấp giao diện tốc độ cao cho các thiết bị ngoại vi. Ngoài ra, đầu nối GPIO 40 chân cho phép tích hợp liền mạch với các thiết bị IoT và cảm biến. Nguồn điện được cung cấp qua cổng USB-C, hỗ trợ dòng điện cao hơn để đáp ứng khả năng xử lý tăng cường và kết nối thiết bị ngoại vi [15].

Với kích thước nhỏ gọn, hiệu quả năng lượng và sự hỗ trợ rộng rãi từ cộng đồng, Raspberry Pi 4 Model B là một giải pháp tiết kiệm chi phí để triển khai tính toán biên trong các ứng dụng nông nghiệp. Tương thích với TensorFlow Lite và các thư viện AI tối ưu hóa khác, thiết bị này tăng cường đáng kể khả năng triển khai các mô hình học máy tiên tiến trong môi trường tài nguyên hạn chế.



Hình 2. Bo mạch Raspberry Pi 4 Model B

2.3. Mô hình YOLOv11

Trong nghiên cứu này, mô hình YOLOv11 (You Only Look Once version 11) [16] được sử dụng như một giải pháp tối ưu để nhận diện và phân loại trái cây. Mô hình này là phiên bản cải tiến từ dòng mô hình YOLO nổi tiếng, được thiết kế với cấu trúc hiện đại và hiệu quả, bao gồm ba thành phần chính: Backbone, Neck, và Head. Trong đó, Backbone sử dụng mạng nơ-ron tích chập sâu nhằm trích xuất các đặc trưng quan trọng từ hình ảnh đầu vào. Tiếp theo, Neck kết hợp các kỹ thuật tiên tiến như Feature Pyramid Networks (FPN) và Path Aggregation Network (PAN) để tăng cường khả năng tổng hợp thông tin từ nhiều cấp độ. Cuối cùng, Head đảm nhận vai trò dự đoán vị trí (bounding box), lớp đối tượng (class), và độ tin cậy (confidence score) với độ chính xác vượt trội.

Quy trình triển khai của mô hình bao gồm hai giai đoạn chính: huấn luyện và kiểm thử. Trong giai đoạn huấn luyện, YOLOv11 được huấn luyện trên cơ sở dữ liệu hình ảnh trái cây nhằm tối ưu hóa các tham số của mô hình. Sau khi quá trình này hoàn tất, mô hình được chuyển đổi sang định dạng ONNX để tích hợp trên Raspberry Pi 4 Model B, giúp giảm thiểu độ trễ trong xử lý và giảm thiểu yêu cầu về tài nguyên tính toán. Tiếp theo, trong giai đoạn kiểm thử, hình ảnh thu được từ camera sẽ được xử lý trực tiếp bởi Raspberry Pi 4 Model B. Kết quả nhận dạng bao gồm thông tin tên và vị trí của loại trái cây trong hình ảnh.

Với nhiều cải tiến nổi bật, YOLOv11 thể hiện khả năng hoạt động hiệu quả ngay cả trong điều kiện ánh sáng thay đổi hoặc khi phải nhận diện các loại trái cây có hình dạng phức tạp. Hơn nữa, mô hình này không chỉ đảm bảo tốc độ xử lý cao mà còn duy trì tính chính xác đáng kể. Nhờ những ưu điểm này, hệ thống sử dụng YOLOv11 không chỉ đáp ứng được các yêu cầu khắt khe về thời gian xử lý mà còn mở rộng tiềm năng ứng dụng trong các hệ thống nông nghiệp thông minh.

3. Kết quả thực nghiệm

3.1. Thiết bị thực nghiệm

Thiết bị phân cứng: Trong pha huấn luyện, mô hình YOLOv11 sẽ được huấn luyện trên máy tính có CPU core i5 3.10 GHz, hệ điều hành Windows 64 bit, RAM 16 GB, GPU (NVIDIA GeForce RTX 4050 Laptop GPU). Trong pha kiểm thử, Hình 3 thể hiện các thiết bị được sử dụng trong quá trình kiểm thử. Trong đó, mô-đun triển khai chính bao gồm Raspberry Pi 4 Model B và webcam Logitech C270. Ngoài ra, các thiết bị khác bao gồm màn hình, bàn phím, chuột, hệ thống nguồn và các dây cáp kết nối.



Hình 3. Thiết bị thực nghiệm

Bảng 1 thể hiện thời gian xử lý trung bình trên mỗi ảnh của các mô hình YOLOv11 trên Raspberry Pi 4 Model B cho thấy sự khác biệt đáng kể giữa các phiên bản. Mô hình YOLOv11n có thời gian xử lý nhanh nhất, chỉ 638,76 ms, trong khi các mô hình lớn hơn như YOLOv11s, YOLOv11m và YOLOv11l lần lượt mất 1.503,70 ms, 3.840,02 ms, và 4.681,77 ms. Đặc biệt, mô hình YOLOv11x không thể hoạt động được và xảy ra lỗi trong quá trình chạy trên Raspberry Pi 4 Model B. Điều này cho thấy rằng, mặc dù các mô hình lớn hơn thường đạt được độ chính xác cao hơn, nhưng chúng lại có thời gian xử lý lâu hơn, không phù hợp cho các ứng dụng thời gian thực trên thiết bị nhúng với tài nguyên giới hạn. Khi xem xét độ chính xác của mô hình và hiệu quả xử lý, YOLOv11n được đánh giá là lựa chọn tối ưu. Mặc dù độ chính xác của YOLOv11n có thể thấp hơn các mô hình lớn hơn, nhưng nó vẫn đảm bảo hiệu quả nhận dạng ở mức cao, đồng thời duy trì khả năng xử lý nhanh và tiết kiệm tài nguyên. Do đó, YOLOv11n được chọn để phát triển hệ thống trong nghiên cứu này.

Bảng 1. Thời gian xử lý trung bình/ảnh của mô hình YOLOv11 trên Raspberry Pi 4 Model B

Mô hình	YOLOv11n	YOLOv11s	YOLOv11m	YOLOv11l	YOLOv11x
Thời gian (ms)	638,76	1.503,70	3.840,02	4.681,77	--

Bảng 2. Chi tiết cơ sở dữ liệu

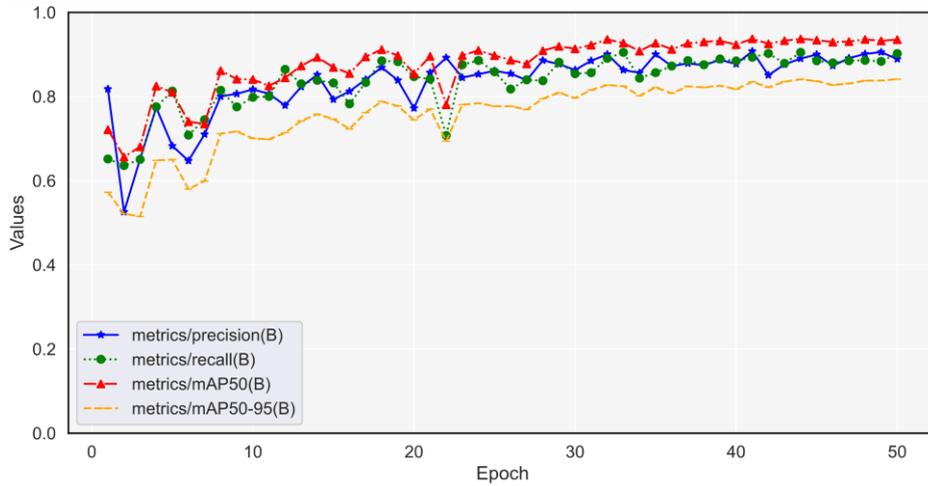
Lớp đối tượng	Nguồn dữ liệu	Tập dữ liệu huấn luyện	Tập dữ liệu xác thực	Tập dữ liệu kiểm thử	Tổng số ảnh/lớp đối tượng
Quả cam	[17]	350	50	100	500
Quả dâu tây	[18]	350	50	100	500
Quả nho	[19]	350	50	100	500
Quả táo	[20]	350	50	100	500
Quả xoài	[21]	350	50	100	500
Tổng		1.750	250	500	2.500

Cơ sở dữ liệu: Cơ sở dữ liệu này được thu thập, tổng hợp từ các nguồn dữ liệu khác nhau. Cơ sở dữ liệu bao gồm 2.500 ảnh, thuộc 5 lớp đối tượng: quả cam, quả dâu tây, quả nho, quả táo và quả xoài. Các ảnh có kích thước khác nhau và được tổng hợp từ nhiều nguồn, thông tin chi tiết ở Bảng 2. Tuy nhiên, các ảnh sẽ được điều chỉnh kích thước về 640×640 pixel trước khi đưa vào mô hình. Cơ sở dữ liệu này được chia làm 3 phần là tập dữ liệu huấn luyện (Training dataset), tập dữ liệu xác thực (Validation dataset) và tập dữ liệu kiểm thử (Testing dataset), với số lượng tương ứng là 1.750 ảnh, 250 ảnh và 500 ảnh.

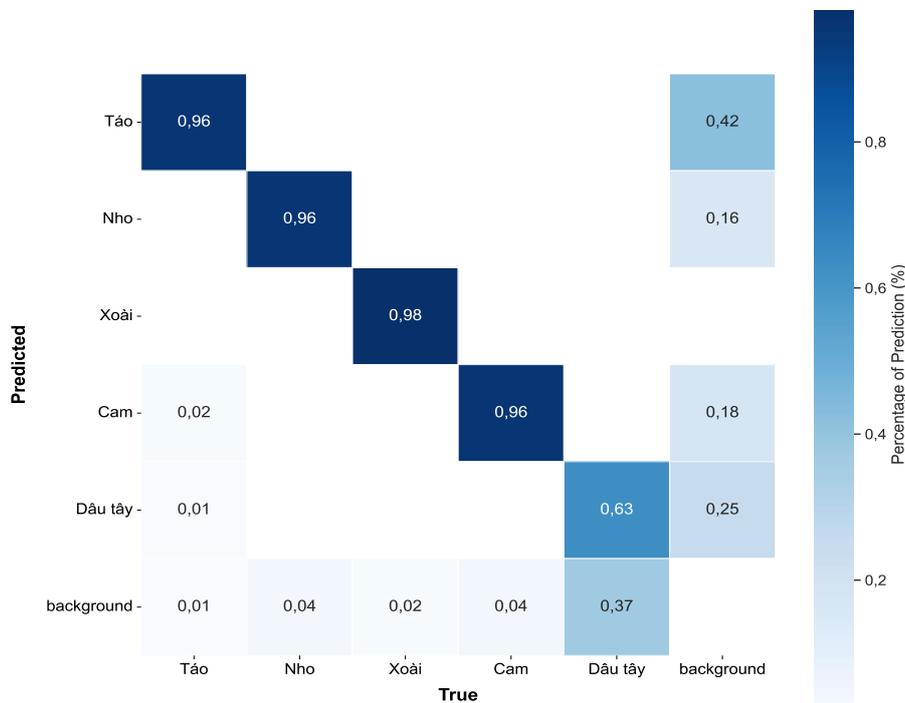
3.2. Kết quả huấn luyện mô hình

Đánh giá đào tạo mô hình: Chất lượng mô hình được đánh giá bằng độ chính xác trung bình (mAP - Mean Average Precision). Thang đo này được xác định trong Công thức (1), là một trong những số liệu được sử dụng rộng rãi nhất để đánh giá mức độ hoạt động của các mô hình trong việc phát hiện đối tượng. Trong đó, n là số lượng lớp đối tượng; AP_i là độ chính xác trung bình ở lớp i .

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \tag{1}$$



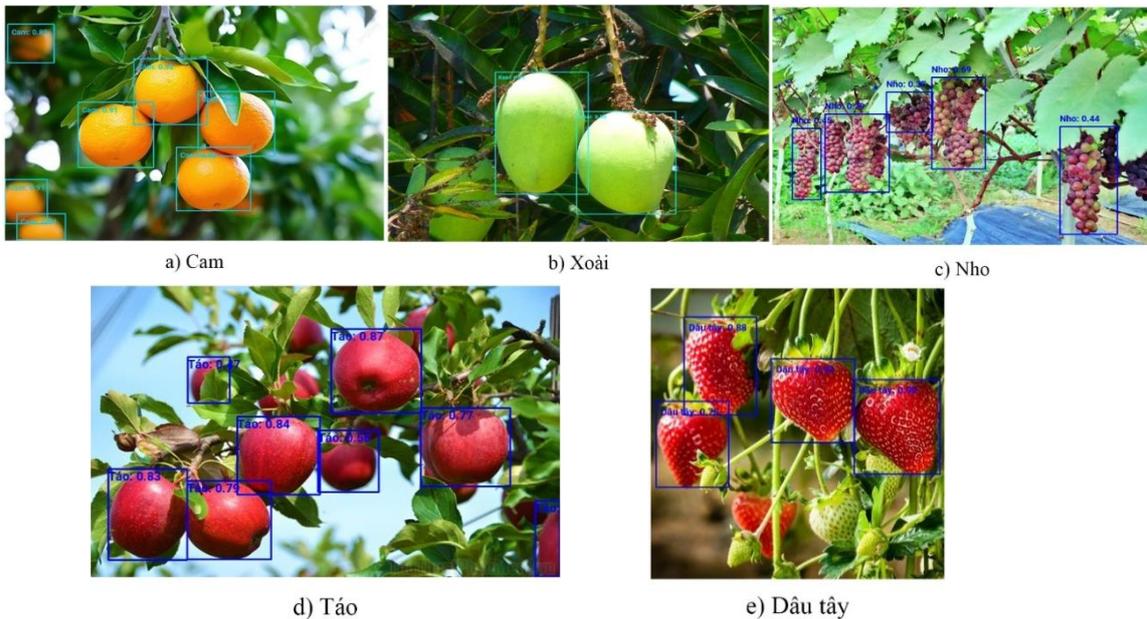
Hình 4. Biểu đồ theo dõi quá trình huấn luyện mô hình



Hình 5. Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa

Sau khi thu thập được cơ sở dữ liệu, chúng tôi sẽ tiến hành huấn luyện mô hình YOLOv11n. Nhiệm vụ này rất quan trọng vì nó ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng của hệ thống đề xuất. Hình 4 cho thấy độ chính xác của mô hình trong quá trình huấn luyện. Độ chính xác được cải thiện sau mỗi epoch. Sau epoch thứ 30, độ chính xác của mô hình dần ổn định và đạt đến trạng thái bão hòa. Kết thúc epoch thứ 50, độ chính xác của mô hình đạt ở mức cao với giá trị mAP50 là 0,935. Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa (Hình 5) cung cấp cái nhìn chi tiết về hiệu quả huấn luyện của mô hình YOLOv11n trong việc nhận dạng các loại trái cây, bao gồm táo, nho, xoài, cam và dâu tây. Các giá trị trên đường chéo chính thể hiện độ chính xác trong việc nhận dạng đúng từng loại trái cây. Cụ thể, mô hình đạt độ chính xác cao đối với xoài (0,98), nho (0,96), cam (0,96) và táo (0,96), cho thấy khả năng nhận dạng ổn định đối với các loại này. Tuy nhiên, độ chính xác giảm mạnh ở dâu tây (0,63). Do kích thước nhỏ của quả dâu tây, việc gán nhãn để huấn luyện được thực hiện trên từng quả riêng lẻ. Tuy nhiên, trong cơ sở dữ liệu, nhiều quả dâu tây được sắp xếp chồng lên nhau hoặc bị che khuất, dẫn đến tình trạng một số quả không được gán nhãn đầy đủ. Điều này gây ra hiện tượng mô hình nhận diện nhầm quả dâu tây là “background” trong quá trình huấn luyện.

3.3. Đánh giá kết quả thực nghiệm

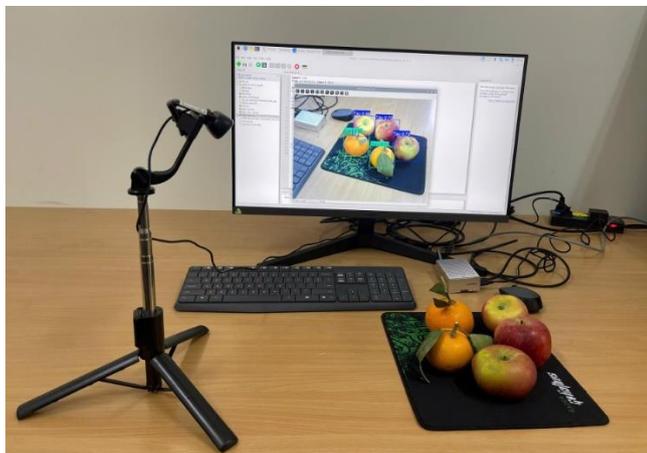


Hình 6. Kết quả nhận dạng trái cây trong thực tế

Trong phần này, chúng tôi thực hiện đánh giá kết quả hoạt động của hệ thống nhận dạng hoa quả dựa trên tính toán biên. Sau khi mô hình YOLOv11n được huấn luyện thì sẽ chuyển sang định dạng ONNX để chạy trên thiết bị Raspberry Pi 4 Model B và triển khai thực nghiệm. Kết quả của mô hình nhận dạng trái cây, như minh họa trong Hình 6, cho thấy hiệu quả của mô hình trong việc nhận dạng các loại trái cây khác nhau trong nhiều bối cảnh. Trong các Hình 6a, 6b, 6d và 6e, trái cây được phát hiện rõ ràng, với các hộp bao và điểm tin cậy phản ánh độ mạnh mẽ của mô hình trong việc nhận dạng các đối tượng lớn và dễ phân biệt trong môi trường phức tạp. Đặc biệt, mô hình có thể nhận dạng được những quả táo bị che khuất một phần như trong Hình 6d. Đối với nho (Hình 6c), mô hình đã phát hiện thành công các chùm nho, mặc dù điểm tin cậy ở một số vùng tương đối thấp, điều này cho thấy thách thức khi xử lý các đối tượng nhỏ hoặc bị che khuất, cần tối ưu hóa thêm.

Hình 7 thể hiện kết quả của hệ thống nhận dạng trái cây được triển khai trên thiết bị Raspberry Pi 4 Model B. Thiết bị này được kết nối với một camera để thu thập hình ảnh đầu vào, sau đó xử

lý và hiển thị kết quả nhận dạng trên màn hình. Trong hình này, hệ thống đã nhận dạng thành công các loại trái cây bao gồm cam và táo với các hộp giới hạn được vẽ chính xác và điểm tin cậy cao. Điều này chứng tỏ khả năng xử lý của Raspberry Pi 4 Model B trong việc chạy các thuật toán nhận dạng dựa trên học sâu một cách hiệu quả trong môi trường thực tế.



Hình 7. Kết quả nhận dạng trái cây trên Raspberry Pi 4 Model B

Nhìn chung, mô hình đề xuất hoạt động tốt trong việc nhận dạng trái cây với độ chính xác cao, đặc biệt đối với các đối tượng lớn và dễ phân biệt. Tuy nhiên, cần cải thiện thêm trong các trường hợp ánh sáng yếu, che khuất, hoặc độ tương phản thấp để tăng khả năng tổng quát hóa trong các ứng dụng nông nghiệp chính xác thời gian thực.

4. Kết luận

Nghiên cứu đã trình bày một mô hình hệ thống nhận dạng trái cây dựa trên tính toán biên. Mô hình YOLOv11n đã được tối ưu hóa và triển khai thành công trên thiết bị Raspberry Pi 4 Model B, cho phép đạt được độ chính xác cao trong nhận dạng trái cây trong các điều kiện thực tế khác nhau. Kết quả huấn luyện cho thấy độ chính xác cao, đạt mAP50 là 0,935 sau 50 epoch. Hệ thống đã chứng minh khả năng nhận dạng chính xác các loại trái cây trong nhiều điều kiện khác nhau. Nghiên cứu khẳng định tiềm năng của công nghệ tính toán biên trong nông nghiệp thông minh.

Trong tương lai, nghiên cứu sẽ tập trung cải thiện khả năng nhận diện các loại trái cây có hình dạng và kích thước đa dạng hơn. Mô hình này dự kiến sẽ tiếp tục được thử nghiệm và đánh giá thêm trên các cơ sở dữ liệu trái cây đã được gán nhãn thực tế tại Việt Nam. Ngoài ra, việc áp dụng công nghệ học sâu mới sẽ được xem xét để nâng cao độ chính xác và hiệu quả của hệ thống. Bên cạnh đó, việc mở rộng mô hình sang các nền tảng phần cứng khác và thử nghiệm trong các bối cảnh thực tế phức tạp hơn cũng sẽ được ưu tiên nhằm nâng cao tính ứng dụng và hiệu quả của hệ thống.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được hỗ trợ bởi Đề tài khoa học và công nghệ cấp Bộ thực hiện từ năm 2023 với mã số B2023-TNA-21.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] M. A. Shahin, E. W. Tollner, R. W. McClendon, and H. R. Arabnia, "Apple Classification Based on Surface Bruises Using Image Processing and Neural Networks," *Transactions of the ASAE*, vol. 45, no. 5, pp. 1619-1627, 2002.
- [2] M. R. Mia, M. J. Mia, A. Majumder, S. Supriya, and Md. T. Habib, "Computer Vision Based Local Fruit Recognition," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 9, no. 1, pp. 2810-2820, 2019.

- [3] S. U. Amin and M. S. Hossain, "Edge Intelligence and Internet of Things in Healthcare: A Survey," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 45-59, 2021.
- [4] A. Koukounaras, "Advanced Greenhouse Horticulture: New Technologies and Cultivation Practices," *Horticulturae*, vol. 7, no. 1, pp. 1-5, 2021.
- [5] Y. Kalyani and R. Collier, "A Systematic Survey on the Role of Cloud, Fog, and Edge Computing Combination in Smart Agriculture," *Sensors*, vol. 21, no. 17, pp. 1-27, 2021.
- [6] D. Yang, J. Wu, and Y. He, "Optimizing the Agricultural Internet of Things (IoT) with Edge Computing and Low-Altitude Platform Stations," *Sensors*, vol. 24, no. 21, pp. 1-11, 2024.
- [7] P. Dhiman, A. Kaur, Y. Hamid, E. Alabdulkreem, H. Elmannai, and N. Ababneh, "Smart Disease Detection System for Citrus Fruits Using Deep Learning with Edge Computing," *Sustainability*, vol. 15, no. 5, pp. 1-18, 2023.
- [8] M. S. Hossain, G. Muhammad, and S. U. Amin, "Improving Consumer Satisfaction in Smart Cities Using Edge Computing and Caching: A Case Study Of Date Fruits Classification," *Future Generation Computer Systems*, vol. 88, pp. 333-341, 2018.
- [9] A. Kumar and D. Singh, "Detection of Security Attacks on Edge Computing of IoT Devices through NS2 Simulation," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2327, no. 1, pp. 1-9, 2022.
- [10] R. P. Sishodia, R. L. Ray, and S. K. Singh, "Applications of Remote Sensing in Precision Agriculture: A Review," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 19, pp. 1-31, 2020.
- [11] A. Balafoutis, B. Beck, S. Fountas, J. Vangeyte, T. V. der Wal, I. Soto, M. Gómez-Barbero, A. Barnes, and V. Eory, "Precision Agriculture Technologies Positively Contributing to GHG Emissions Mitigation, Farm Productivity and Economics," *Sustainability*, vol. 9, no. 8, pp. 1-28, 2017.
- [12] C.-W. Hsu, Y.-H. Huang, and N.-F. Huang, "Real-time Dragonfruit's Ripeness Classification System with Edge Computing Based on Convolution Neural Network," in *Proc. 2022 International Conference on Information Networking (ICOIN)*, 2022, pp. 177-182.
- [13] S. Raza, S. Wang, M. Ahmed, and M. R. Anwar, "A Survey on Vehicular Edge Computing: Architecture, Applications, Technical Issues, and Future Directions," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2019, pp. 1-19, 2019.
- [14] ONNX, "Introduction to ONNX, Ultralytics," 2024. [Online]. Available: <https://onnx.ai/onnx/intro/>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [15] Raspberry Pi, "Raspberry Pi 4 Model B," 2024. [Online]. Available: <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-4-model-b/specifications/>. [Accessed Dec. 22, 2024].
- [16] Ultralytics, "Ultralytics YOLO11," 2024. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [17] Roboflow, "Oranges Computer Vision Project," 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/fruits-classification-hboap/oranges-1ijib>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [18] Roboflow, "Strawbery Computer Vision Project," 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/daud-rizal-ghshq/strawbery23>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [19] Roboflow, "Fruits Computer Vision Project," 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/arab-academy-for-science-technology-maritime-transport-smart-village-campus-he7gz/fruits-n6t7m>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [20] Roboflow, "Apple Computer Vision Project," 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/tuyenmb/apple-f3ujh>. [Accessed Nov. 20, 2024].
- [21] Roboflow, "Mango Computer Vision Project," 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/tuyenmb/mango-cdxx4>. [Accessed Nov. 20, 2024].