

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
TRƯỜNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**



**NIÊN LUẬN CƠ SỞ
NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**TÊN ĐỀ TÀI
XÂY DỰNG HỆ THỐNG PHÁT HIỆN BỆNH
TRÊN CÂY LÂU NĂM – ÁP DỤNG CHO BỆNH
TRÊN CÂY SẦU RIÊNG**

**Sinh viên: Hồ Hữu Thuận
Mã số: B2107182
Khóa: 47**

Cần Thơ, 05/2024

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CẦN THƠ
TRƯỜNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG**



**NIÊN LUẬN CƠ SỞ
NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**TÊN ĐỀ TÀI
XÂY DỰNG HỆ THỐNG PHÁT HIỆN BỆNH
TRÊN CÂY LÂU NĂM – ÁP DỤNG CHO BỆNH
TRÊN CÂY SẦU RIÊNG**

**Người hướng dẫn
Th.S Sử Kim Anh**

Sinh viên: Hồ Hữu Thuận

Mã số: B2107182

Khóa: 47

Cần Thơ, 05/2024

LỜI CẢM ƠN

Đầu tiên, tôi xin gửi lời cảm ơn đến quý thầy Thầy/Cô trường Đại Học Cần Thơ, quý Thầy/Cô thuộc Trường Công nghệ Thông tin và Truyền thông đã hướng dẫn, chỉ dạy và truyền đạt cho tôi những kiến thức về ngành công nghệ thông tin. Những kiến thức này vô cùng quan trọng và cần thiết để bước tiếp đến tương lai.

Đặc biệt, tôi xin dành lời cảm ơn chân thành và sâu sắc nhất đến Th.S Sử Kim Anh đã tận tình hướng dẫn, chỉ dạy, luôn luôn hỗ trợ để tôi có thể hoàn thành tốt và đúng tiến độ bài báo cáo.

Bên cạnh đó tôi xin cảm ơn đến gia đình và bạn bè đã luôn giúp đỡ và tạo điều kiện tốt nhất có thể để tôi thực hiện được tốt đề tài niên luận này.

Kỹ năng và năng lực của tôi vẫn còn hạn chế nên trong quá trình thực hiện đề tài không thể tránh khỏi một số những thiếu sót không mong muốn. Kính mong nhận được góp ý và sự thông cảm từ Thầy/Cô và các bạn, để tôi có thể khắc phục và bổ sung để tôi có thể phát triển đề tài được tốt hơn trong tương lai gần.

Cuối cùng, tôi xin kính chúc quý Thầy/Cô và các bạn có nhiều sức khỏe, hạnh phúc và nhiều thành công hơn trên con đường của bản thân trong tương lai.

Cần Thơ, ngày 9 tháng 5 năm 2024

Sinh viên thực hiện

Hồ Hữu Thuận

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

Cần Thơ, ngày 9 tháng 5 năm 2024
Giáo viên hướng dẫn

Th.S Sử Kim Anh

TÓM TẮT

Hiện nay, chúng ta đang sống trong thời đại công nghệ 4.0. Đây là thời kỳ phát triển mạnh mẽ của công nghệ số và trí tuệ nhân tạo và được ứng dụng rộng rãi trong mọi lĩnh vực. Nước Việt Nam có thế mạnh về ngành nông nghiệp, đặc biệt là khu vực Đồng bằng sông Cửu Long. Vì vậy việc phát triển nông nghiệp thông minh đang là một hướng phát triển kinh tế được quan tâm hiện nay. Hiện tại đang có rất nhiều giống cây trồng mang lại giá trị kinh tế rất cao, có thể kể một giống cây trồng là sầu riêng. Nhưng việc trồng và chăm sóc cây thật tốt, tránh được các loại sâu bệnh hại không phải là một công việc dễ dàng. Các loại bệnh như: Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot,... đã làm giảm sản lượng và chất lượng của cây ăn trái. Vì vậy, việc phát hiện các bệnh phổ biến trên cây trồng nhằm giúp cho người dân phát hiện sớm được bệnh để chữa trị và phòng ngừa một cách hiệu quả và sớm nhất, nâng cao năng suất và sản lượng cây trồng là một vấn đề cấp thiết.

Vì vậy đề tài “*Xây dựng hệ thống phát hiện bệnh trên cây lâu năm - áp dụng cho bệnh trên cây sầu riêng*” được đề xuất để phát hiện và đưa ra các dự đoán cùng với giải pháp chữa bệnh dựa trên hình ảnh được thực nghiệm trên tập dữ liệu chứa các hình ảnh của lá cây bị nhiễm bệnh và không nhiễm bệnh. Trong đề tài này, thực hiện các công việc chính: xác định hộp giới hạn và gán nhãn cho từng loại bệnh trên hình ảnh, sử dụng mô hình YOLOv8 để học trên tập dữ liệu hình ảnh đã được gán nhãn, sử dụng mô hình để dự đoán và vẽ hộp giới hạn cùng với mức độ chính xác của dự đoán.

Mô hình được huấn luyện và đánh giá trên tập dữ liệu bao gồm ... hình ảnh của ba loại bệnh Algal Leaf Spot, Leaf Blight và Leaf Spot của cây sầu riêng. Kết quả thực hiện cho được độ chính xác cao và tốc độ thực thi nhanh.

Sau khi mô hình được huấn luyện hoàn thiện và sau đó sẽ được tích hợp vào hệ thống dạng cửa sổ đơn giản và dễ sử dụng, với sự hỗ trợ của các thư viện Tensorflow, OpenCV, Ultralytics, ... tools Qt designer thiết kế giao diện cửa sổ cơ bản và ngôn ngữ Python.

Những kết quả thực nghiệm góp phần vào việc áp dụng trí tuệ nhân tạo, xử lý ảnh vào trong nông nghiệp nói chung và xác định bệnh cho cây trồng qua hình ảnh nói riêng. Hỗ trợ người dân nâng cao năng suất, sản lượng và chất lượng cây trồng.

Các từ khóa: yolov8, python, bệnh cây sầu riêng, Plant semantic segmentation,...

ABSTRACT

Currently, we are living in the era of 4.0 technology. This is a period of strong development of digital technology and artificial intelligence, which are widely applied in all fields. Vietnam has strengths in agriculture, especially in the Mekong Delta region. Therefore, the development of smart agriculture is a current economic development direction. There are many crops that bring high economic value, one of which is durian. However, growing and taking good care of plants, avoiding pests and diseases is not an easy task. Diseases such as Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, etc., have reduced the yield and quality of fruit trees. Therefore, detecting common diseases on crops to help people detect diseases early for treatment and prevention effectively and as soon as possible, improving the productivity and yield of crops is an urgent issue.

Therefore, the topic “Building a system to detect diseases on perennial plants - applied to diseases on durian trees” is proposed to detect and make predictions along with treatment solutions based on images experimented on a dataset containing images of diseased and non-diseased leaves. In this topic, the main tasks are performed: identifying bounding boxes and labeling each type of disease in the image, using the YOLOv8 model to learn on the labeled image dataset, using the model to predict and draw bounding boxes along with the accuracy of the prediction.

The model is trained and evaluated on a dataset including ... images of three diseases Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot of durian trees. The implementation results give high accuracy and fast execution speed.

After the model is fully trained, it will then be integrated into a simple and user-friendly window-based system, with the support of libraries such as Tensorflow, OpenCV, Ultralytics, etc. The Qt designer tools are used to design the basic window interface, and the system is implemented in Python language.

The experimental results contribute to the application of artificial intelligence, image processing in agriculture in general and disease identification for crops through images in particular. Support people to improve productivity, yield and quality of crops.

Keywords: yolov8, python, durian tree disease, Plant semantic segmentation, ...

MỤC LỤC

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU	1
1.1 Đặt vấn đề	1
1.2 Các nghiên cứu liên quan	2
1.3 Mục tiêu đề tài	3
1.4 Đối tượng và phạm vi đề tài	3
1.4.1 Đối tượng nghiên cứu.....	3
1.4.2 Phạm vi đề tài.....	3
1.5 Những đóng góp chính của đề tài	3
1.6 Nội dung đề tài.....	4
1.7 Bố cục niên luận	4
1.8 Tổng kết chương	5
CHƯƠNG 2. MÔ TẢ BÀI TOÁN	6
2.1 Mô tả chi tiết bài toán	6
2.2 Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề	6
2.3 Tổng kết chương	7
CHƯƠNG 3. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT GIẢI PHÁP	8
3.1 Kiến trúc mô hình YOLOv8	8
3.2 Xây dựng mô hình	9
3.2.1 Thu tập dữ liệu và gán nhãn	9
3.2.2 Tăng cường dữ liệu	9
3.2.3 Huấn luyện mô hình	10
3.2.4 Kết quả đạt được sau khi huấn luyện	11
3.3 Xây dựng giao diện với Qt6	11
3.4 Giải pháp cài đặt	11
3.5 Tổng kết chương	12
CHƯƠNG 4. KIỂM THỬ VÀ ĐÁNH GIÁ	13
4.1 Mục tiêu kiểm thử.....	13
4.2 Mô tả tập dữ liệu.....	13
4.3 Môi trường thực nghiệm.....	13

4.4 Hình thức đánh giá mô hình	13
4.5 Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm thử	14
4.4.1 Đánh giá với epochs=30.....	14
4.4.2 Đánh giá với epochs=50.....	18
4.6 Kết quả kiểm thử hệ thống.....	21
4.6.1 Giao diện chính của hệ thống:.....	21
4.6.2 Giao diện đã chọn hình ảnh:.....	22
4.6.3 Giao diện đã chọn lại hình ảnh khác:	22
4.6.4 Giao diện dự đoán bệnh “đốm rong”:	23
4.6.5 Giao diện dự đoán bệnh “cháy lá”:	23
4.6.6 Giao diện dự đoán bệnh “đốm lá”:.....	24
4.6.7 Giao diện dự đoán bệnh “không bệnh”:.....	24
4.6.8 Giao diện không nhận diện được:	25
4.7 Tổng kết chương	25
CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	26
5.1 Kết luận.....	26
5.1.1 Kết quả đạt được	26
5.1.2 Hạn chế.....	26
5.2 Hướng phát triển	26
TÀI LIỆU THAM KHẢO	1

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 3.1 Cấu trúc tổng quan của YOLO.....	8
Hình 3.2: Ảnh lá bệnh đốm rong.....	9
Hình 3.3: Nhãn của hình ảnh lá bệnh đốm rong	9
Hình 3.4: Tăng cường dữ liệu	10
Hình 3.5: Kết quả sau huấn luyện trên tập kiểm định.....	11
Hình 4.1: Các thư viện liên quan.....	13
Hình 4.3: Ma trận nhầm lẫn với epochs=30.....	15
Hình 4.4: Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa với epochs=30	15
Hình 4.5: Đường cong F1-Confidence với epochs=30	16
Hình 4.6: Đường cong Precision-Confidence với epochs=30	17
Hình 4.7: Kết quả đánh giá với epochs=50.....	18
Hình 4.8: Ma trận nhầm lẫn với epochs=50.....	18
Hình 4.9: Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa với epochs=50	19
Hình 4.10: Đường cong F1-Confidence với epochs=50	19
Hình 4.11: Đường cong Precision-Confidence với epochs=50	20
Hình 4.12: Giao diện chính của hệ thống.....	21
Hình 4.13: Giao diện đã chọn hình ảnh.....	22
Hình 4.14: Giao diện đã chọn lại ảnh khác	22
Hình 4.15: Giao diện dự đoán bệnh “đốm rong”	23
Hình 4.16: Giao diện dự đoán bệnh “cháy lá”	23
Hình 4.17: Giao diện dự đoán bệnh “đốm lá”.....	24
Hình 4.18: Giao diện dự đoán không có bệnh	24
Hình 4.19: Giao diện không nhận dạng được	25

DANH MỤC BẢNG

Bảng 1: Kế hoạch thực hiện	4
Bảng 2: Cấu hình máy tính.....	13

DANH MỤC THUẬT NGỮ VIẾT TẮT

AI	Artificial Intelligence	Lĩnh vực khoa học máy tính chuyên giải quyết các vấn đề nhận thức thường liên quan đến trí tuệ con người
YOLO	You Only Look Once	Là thuật toán học sâu sử dụng cho mục đích phát hiện đối tượng
SVM	Support Vector Machine	Là thuật toán học máy có giám sát, áp dụng cho bài toán phân lớp và hồi quy
SIFT	Scale-Invariant Feature Transform	Là một thuật toán trong lĩnh vực thị giác máy tính, được sử dụng để nhận dạng và mô tả các điểm đặc trưng cục bộ trong hình ảnh

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

1.1 Đặt vấn đề

Nông nghiệp là ngành kinh tế quan trọng bậc nhất của đất nước, cả trong quá khứ lẫn hiện tại, ảnh hưởng mạnh mẽ và trực tiếp đến sự ổn định và phát triển của đất nước, mang lại nguồn thu ngoại tệ lớn, góp phần nâng cao vị thế và uy tín của Việt Nam trên trường quốc tế [1]. Việc áp dụng kỹ thuật công nghệ cao, đặc biệt là nông nghiệp thông minh là một vấn đề cấp thiết để giúp người dân trồng nông sản nói chung và người dân trồng cây sầu riêng nói riêng, làm việc được dễ dàng, nâng cao chất lượng và sản lượng.

Hiện nay, Theo thông tin từ ngành Nông nghiệp huyện Đa Huoai, tỉnh Lâm Đồng, hiện nay bệnh xì mủ, vàng lá thối rữa trên cây sầu riêng phát triển, gây hại mạnh. Tổng diện tích sầu riêng bị nhiễm bệnh xì mủ, vàng lá thối rữa chiếm tới 41,98% diện tích sầu riêng của huyện [2]. Vì thế làm thế nào để hỗ trợ người nông dân kịp thời phát hiện các bệnh trên cây trồng đó là một nhu cầu mang tính cấp thiết bậc nhất hiện nay. Hầu hết các bệnh trên cây trồng đều có dấu hiệu rõ ràng, có thể nhận biết thông qua quan sát lá cây nhiễm bệnh bởi một nhà nghiên cứu thực vật học có kinh nghiệm.

Tuy nhiên sự đa dạng của bệnh trên cây ngày càng lan rộng bệnh trên lá cây, những loại bệnh lại có dấu hiệu gần giống với nhau làm cho việc xác định bệnh càng trở nên khó khăn và phức tạp. Vì vậy, việc áp dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo vào chẩn đoán các loại bệnh thông qua các dấu hiệu trên lá là việc rất quan trọng. Đã có rất nhiều nghiên cứu về bệnh trên cây đã áp dụng các mô hình máy học vào việc chẩn đoán bệnh cho cây. Tuy nhiên, việc áp dụng các mô hình học máy vào trong chẩn đoán rất phức tạp và phải trải qua một thời gian dài nghiên cứu và thực nghiệm để có được kết quả tối ưu nhất.

Việc áp dụng Artificial Intelligence (AI) vào trong nông nghiệp thông minh để hỗ trợ xác định bệnh trên cây trồng là một điều vô cùng cần thiết hiện nay. Trong đó, bao gồm việc chẩn đoán bệnh và sử dụng các công nghệ hiện đại như YOLOv8 để học và thực nghiệm. Ngoài ra còn có nhiều các mô hình khác. Trong thực tế hiện nay có rất nhiều công cụ hỗ trợ trong việc xác định bệnh trên cây trồng. Tuy nhiên, các thiết bị có giá thành rất đắt đỏ và thường là những người nông dân không có đủ điều kiện về kinh tế để sử dụng các công cụ hỗ trợ đó. Chính vì thế đã làm giảm đi sản lượng và chất lượng nông sản đi rất nhiều.

Dựa trên các vấn đề được mô tả ở trên, đề tài “Xây dựng hệ thống phát hiện bệnh trên cây lâu năm - áp dụng cho bệnh trên cây sầu riêng” được đề xuất thực hiện. Mục tiêu là xây dựng một hệ thống giao diện cửa sổ đơn giản kết hợp với mô hình máy học YOLOv8 cho phép người dùng dễ dàng tiếp cận và sử dụng để chẩn đoán các bệnh trên cây sầu riêng thông qua hình ảnh lá của cây bị nhiễm bệnh, có thể đưa

ra các giải pháp để người nông dân kịp thời phát hiện được bệnh để chữa trị và phòng ngừa.

1.2 Các nghiên cứu liên quan

Việc áp dụng Artificial Intelligence (AI) vào trong nông nghiệp ngày càng được quan tâm và phát triển. Nhiều nghiên cứu ứng dụng công nghệ AI trong nâng cao năng suất nông nghiệp.

Trong những năm gần đây việc áp dụng trong nhiều nghiên cứu phát hiện bệnh ở lá cây. Đáng chú ý có đề tài “Tự động nhận dạng một số loại sâu bệnh trên lá bưởi sử dụng công nghệ ảnh” trong nghiên cứu các tác giả Nguyễn Minh Triết, Trương Quốc Bảo và Trương Quốc Định đã thực hiện các công việc tiền xử lý, phát hiện vùng ứng viên, rút trích đặc trưng và đánh giá độ chính xác của mô hình phân lớp SVM, kết quả mang lại rất cao, khoảng 99% với tham số k bằng 52 [\[3\]](#).

Nghiên cứu “Đề xuất phương pháp phát hiện rau bị sâu bệnh bằng hình ảnh dựa trên các dấu hiệu trên bề mặt lá” của các tác giả: Đỗ Tuấn Linh, Nguyễn Trọng Các và Nguyễn Hữu Phát thuộc Trường Đại học Bách khoa Hà Nội và Trường Đại học Sao Đỏ, bằng cách sử dụng thuật toán SimpleBlobDetector. Kết quả độ chính xác của phương pháp đề nghị đạt được 90%. Phương pháp này nhằm đưa ra một hướng đi mới trong việc kiểm định và đánh giá các sản phẩm nông nghiệp tự động [\[4\]](#).

Một nghiên cứu khác có tên là “Nghiên cứu phương pháp phát hiện một số sâu bệnh trên lúa sử dụng đặc trưng SIFT” của các tác giả Nguyễn Ngọc Tú, Bùi Thị Thanh Phương, Lê Hoàng Nam, Ngô Nam Thanh thuộc Viện Ứng dụng Công Nghệ và Trung tâm Giống cây trồng Sóc Trăng. Với phương pháp nghiên cứu là tạo mẫu dữ liệu, xử lý dữ liệu ảnh trên máy tính để trích chọn các đặc trưng, phân lớp trên phần mềm. Với số mẫu vật cho mỗi loại là 1000 mẫu vật cho độ chính xác lên tới 85%, thời gian xử lý trung bình khoảng 251ms [\[5\]](#).

Ngoài ra còn có một nghiên cứu “Nhận dạng bệnh trên lá lúa bằng phương pháp học chuyển giao” của 2 tác giả Trương Thị Phương Thanh học viên Cao học Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long và Nguyễn Thái Nghe Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ. Sử dụng mô hình Inception v3 với độ chính xác của từng lớp trên 90%, trung bình là 96%, mô hình đã đáp ứng được mục tiêu ban đầu là phát hiện và chẩn đoán tên của loại bệnh hại trên lá lúa. Kết quả bước đầu này sẽ là công cụ giúp phát hiện nhanh chóng và chính xác bệnh trên lá lúa ngay từ khi có những biểu hiện đầu tiên, góp một phần vào quá trình xây dựng và phát triển các giải pháp nông nghiệp thông minh [\[6\]](#).

Nhận xét: Các bài nghiên cứu đều có điểm chung là sử dụng hình ảnh để chẩn đoán và cho ra độ chính xác rất cao, góp phần vào việc phát triển nền nông nghiệp thông minh, ứng dụng công nghệ cao vào trong sản xuất.

1.3 Mục tiêu đề tài

Mục tiêu chính của đề tài là “Phát hiện bệnh trên cây lâu năm - áp dụng cho bệnh trên cây sầu riêng” sử dụng mô hình máy học YOLOv8 để học và thực hiện chẩn đoán bệnh thông qua hình ảnh lá của cây bị nhiễm bệnh, xây dựng giao diện hệ thống dễ dàng sử dụng và có thể đưa ra hướng phòng ngừa và điều trị.

1.4 Đối tượng và phạm vi đề tài

1.4.1 Đối tượng nghiên cứu

- Tập dữ liệu hình ảnh bệnh cây sầu riêng gồm 3 loại bệnh của cây sầu riêng.
- Mô hình YOLOv8 để học và chẩn đoán 3 loại bệnh: Algal Leaf Spot (đốm rong), Leaf Blight (cháy lá), Leaf Spot (đốm lá).
- Các thư viện hỗ trợ: Ultralytics, OpenCV, PIL,... **Hình 4.1**

1.4.2 Phạm vi đề tài

Đề tài nghiên cứu xây dựng kỹ thuật máy học, cũng như việc chẩn đoán bệnh dựa trên hình ảnh của 3 loại bệnh của cây sầu riêng.

Xây dựng giao diện cửa sổ đơn giản, sử dụng mô hình YOLOv8 để học và thực hiện chẩn đoán bệnh, đưa ra các biện pháp phòng ngừa và điều trị và đề ra đường dẫn tới trang web hướng dẫn chữa trị, phòng ngừa loại bệnh được chẩn đoán.

1.5 Những đóng góp chính của đề tài

Tận dụng những tiến bộ của khoa học kỹ thuật học máy, cụ thể là mô hình YOLOv8 để học và thực hiện phân loại (Classification). Phân loại là một tác vụ đơn giản, với kết quả bao gồm class index và confidence score. Nhiệm vụ phân loại hữu ích khi chỉ cần xác định sự hiện diện của một lớp cụ thể trong hình ảnh đầu vào, mà không xác định vị trí chính xác của đối tượng [\[7\]](#).

Xây dựng giao diện dạng cửa sổ đơn giản để người dùng có thể dễ dàng thao tác và tiếp cận, hỗ trợ cho việc chẩn đoán bệnh trên cây. Qua đó, góp sức cho người nông dân có thể phát hiện được bệnh kịp thời để có biện pháp chữa trị làm tăng sản lượng và chất lượng trái cho cây trồng.

Về mặt khoa học, những kết quả của nghiên cứu này góp phần nâng cao hiệu quả và độ tin cậy của việc áp dụng các mô hình học máy vào trong nông nghiệp.

1.6 Nội dung đề tài

Những công việc đã thực hiện, các giai đoạn và thời gian thực hiện của mỗi công việc để hoàn thành đề tài được trình bày chi tiết trong **Bảng 1:**

S T T	CÔNG VIỆC THỰC HIỆN	TUẦN																	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	Tham khảo các hệ thống khác																		
2	Phân tích đề tài, thiết kế hệ thống																		
3	Chọn và xây dựng mô hình																		
4	Cài đặt chương trình																		
5	Kiểm tra, đánh giá mô hình																		
6	Kiểm tra và sửa lỗi																		
7	Viết báo cáo																		

Bảng 1: Kế hoạch thực hiện

1.7 Bố cục niên luận

Bố cục niên luận bao gồm các phần sau:

- **Chương 1: Giới thiệu**
 - Đặt vấn đề
 - Các nghiên cứu liên quan
 - Mục tiêu mà đề tài
 - Các đối tượng và phạm vi đề tài
 - Nội dung đề tài
 - Những đóng góp chính của đề tài
 - Bố cục niên luận
 - Tổng kết chương

- **Chương 2: Mô tả bài toán**
 - Mô tả chi tiết bài toán
 - Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề
 - Tổng kết chương
- **Chương 3: Thiết kế và cài đặt giải pháp**
 - Kiến trúc mô hình YOLOv8
 - Xây dựng mô hình
 - Xây dựng giao diện với Qt6
 - Tổng kết chương
- **Chương 4: Kiểm thử và đánh giá**
 - Mục tiêu kiểm thử
 - Mô tả tập dữ liệu
 - Môi trường thực nghiệm
 - Hình thức đánh giá mô hình
 - Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm thử
 - Kết quả kiểm thử hệ thống
 - Tổng kết chương
- **Chương 5: Kết luận và hướng phát triển**
 - Kết luận
 - Hướng phát triển

1.8 Tổng kết chương

Chương 1 nhằm giới thiệu cho đọc giả hiểu tổng quan về đề tài, tính cấp thiết và giải pháp thực hiện được đặt ra. Giới thiệu những nghiên cứu đã được thực hiện có liên quan đến đề tài. Giới thiệu đối tượng và phạm vi đề tài hướng đến, những kết quả đã được thực hiện trong quá trình thực hiện đề tài. Bài toán sẽ được mô tả chi tiết ở chương tiếp theo.

CHƯƠNG 2. MÔ TẢ BÀI TOÁN

2.1 Mô tả chi tiết bài toán

Đề tài “Xây dựng hệ thống phát hiện bệnh trên cây lâu năm - áp dụng cho bệnh trên cây sầu riêng” là hệ thống sử dụng mô hình máy học để xác định bệnh trên cây trồng dựa trên hình ảnh.

Để thực hiện mục tiêu trên, nghiên cứu đã sử dụng nền tảng web **roboflow** để upload hình ảnh lá bị nhiễm bệnh và không nhiễm bệnh, gán nhãn cho hình và thu lại được tập data/train để huấn luyện cho mô hình, sử dụng mô hình YOLOv8 để học trên tập dữ liệu, thực hiện dự đoán 3 loại bệnh trên cây sầu riêng và vẽ hộp giới hạn.

Hệ thống gồm có các chức năng chính như sau:

- 1. Giao diện người dùng thực hiện chọn hình ảnh:** ở giao diện chính, người dùng click chọn chức năng “Chọn hình ảnh”, sau đó người dùng chọn hình ảnh với định dạng JPG, hệ thống sẽ hiển thị ra hình ảnh người dùng đã chọn, người dùng có thể thay thế ảnh khác bằng nút “Chọn hình ảnh khác”. Khi người dùng chọn OK thì hệ thống sẽ thực hiện dự đoán và cho ra kết quả sau một khoảng thời gian.
- 2. Giao diện về các kết quả khi đã được mô hình xử lý với bệnh tương ứng.**
 - Giao diện của kết quả là bệnh “Đốm rong”
 - Giao diện của kết quả là bệnh “Đốm lá”
 - Giao diện của kết quả là bệnh “Cháy lá”
 - Giao diện của kết quả “No disease”
 - Giao diện của kết quả không nhận dạng được

2.2 Hướng tiếp cận giải quyết vấn đề

Sử dụng tập dữ liệu đã được gán nhãn để huấn luyện cho mô hình YOLOv8, huấn luyện trên ảnh có kích thước là 640x640 có dạng là JPG.

Upload hình ảnh lên hệ thống, sau đó chọn vào nút OK, hệ thống sẽ gọi mô hình đã được huấn luyện để thực hiện chẩn đoán với hình ảnh được tải lên, kết quả là hiển thị ra hình ảnh nhận dạng được và 1 trong các giao diện tương ứng với các loại bệnh cùng với đường dẫn đến trang web hướng dẫn phòng tránh và chữa trị bệnh tương ứng, trường hợp không có bệnh hoặc không nhận dạng được.

Khi thực hiện xử lý thì hệ thống sẽ nổi lên cửa sổ thông báo “ĐANG XỬ LÝ, VUI LÒNG CHỜ...”, khi hệ thống đã xử lý xong và có kết quả thì cửa sổ được tắt đi, kế đến là hiển thị ra kết quả đạt được.

Ngoài ra hệ thống còn nhắc người dùng chọn hình ảnh khi mà người dùng chưa tải hình ảnh lên mà chọn vào nút OK. Người dùng có thể đóng cửa sổ hoặc chọn “Cancel” để tắt hệ thống.

Đóng gói chương trình thành 1 file .exe để có thể chạy trên mọi máy tính cùng hệ điều hành, hỗ trợ cho người dùng 1 cách nhanh chóng và dễ dàng.

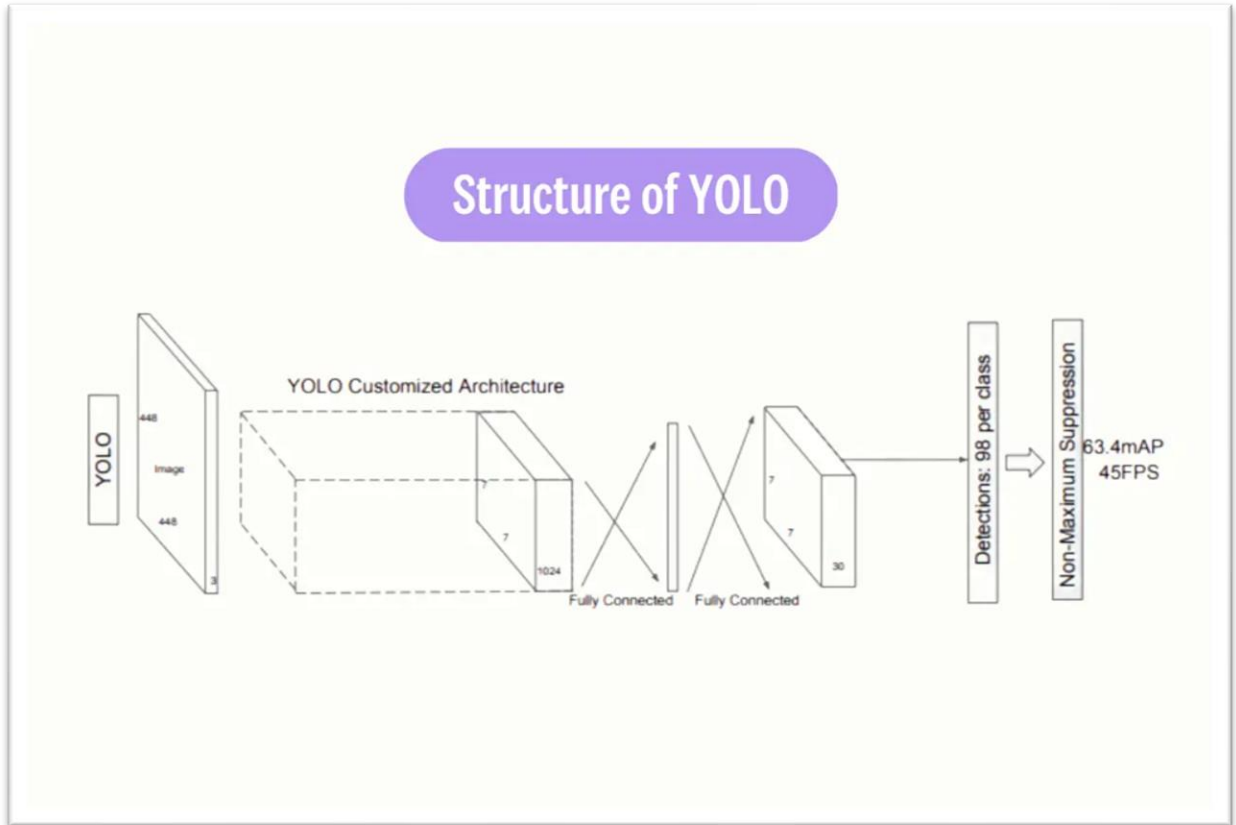
2.3 Tổng kết chương

Chương 2 giới thiệu chi tiết bài toán mà đề tài cần thực hiện. Giải pháp tiếp cận mà đề tài hướng đến có thể giải quyết bài toán một cách đơn giản, dễ sử dụng và hiệu quả. Ở chương tiếp theo sẽ mô tả rõ hơn cách thiết kế các mô hình và hướng dẫn cách cài đặt hệ thống.

CHƯƠNG 3. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT GIẢI PHÁP

3.1 Kiến trúc mô hình YOLOv8

Trong phần này trình bày các kỹ thuật chính của hệ thống là sử dụng YOLOv8 để huấn luyện và dự đoán kết quả loại bệnh cho hình ảnh upload [7]. Cấu trúc của YOLO được trình bày ở **Hình 3.1**:



Hình 3.1 Cấu trúc tổng quan của YOLO

YOLO (You Only Look Once) là một hệ thống phát hiện đối tượng theo thời gian thực. Hình ảnh đầu vào của nó có kích thước 448x448 pixel. Hình ảnh này sau đó được xử lý qua kiến trúc tùy chỉnh của YOLO, bao gồm hai lớp kết nối đầy đủ. Kiến trúc này xử lý hình ảnh và xuất ra các phát hiện dưới dạng lưới. Mỗi ô lưới cung cấp dự đoán cho tối đa 20 lớp.

Các phát hiện này sau đó được tinh chỉnh bằng phương pháp Non-Maximum Suppression để giải quyết các bounding box dư thừa. Chỉ số hiệu suất của hệ thống được hiển thị là 63.4 mAP và 45 FPS, cho thấy khả năng phát hiện đối tượng chính xác và nhanh chóng của nó. YOLO là một công cụ quan trọng trong lĩnh vực thị giác máy tính, giúp phát hiện và phân loại đối tượng trong hình ảnh và video theo thời gian thực.

3.2 Xây dựng mô hình

3.2.1 Thu tập dữ liệu và gán nhãn

Đầu tiên cần thu thập hình ảnh lá cây sầu riêng từ thực tế với 3 loại bệnh: đốm rong, đốm lá, cháy lá và các hình ảnh lá không bệnh.

Truy cập trang web roboflow tạo project và thực hiện gán nhãn cho từng hình ảnh.

Kết quả có được sau khi gán nhãn là:

Image: đây là 1 hình ảnh của bệnh đốm rong



Hình 3.2: Ảnh lá bệnh đốm rong

Label: đây là nhãn được gán cho ảnh

1 0 0.490625 0.46875 0.98125 0.5515625

Hình 3.3: Nhãn của hình ảnh lá bệnh đốm rong

Trong đó:

- **0:** chỉ số lớp của đối tượng
- **0.490625 và 0.46875:** là tọa độ x, y của trung tâm bounding box được chuẩn hóa bằng cách chia cho chiều rộng và chiều cao của hình ảnh tương ứng.
- **0.98125 và 0.5515625:** là chiều rộng và chiều cao của bounding box được chuẩn hóa bằng cách chia cho chiều rộng và chiều cao của hình ảnh tương ứng

3.2.2 Tăng cường dữ liệu

Sau khi gán nhãn, tôi thực hiện tăng cường dữ liệu, sử dụng nền tảng web roboflow để thực hiện tăng cường dữ liệu với 3 cách: *Lật ảnh, xoay 90 độ và phóng to ra tối đa 20%.* **Hình 3.4**

Augmentations	Outputs per training example: 3
	Flip: Horizontal
	90° Rotate: Clockwise, Counter-Clockwise
	Crop: 0% Minimum Zoom, 20% Maximum Zoom

Hình 3.4: Tăng cường dữ liệu

3.2.3 Huấn luyện mô hình

Sau khi có tập dữ liệu đã được gán nhãn, tiếp theo cần cài đặt môi trường và các thư viện hỗ trợ có liên quan để thực hiện huấn luyện cho mô hình.

Sau nhiều lần thử nghiệm thì phiên bản Python 3.8.18 hoạt động tương thích với phiên bản CUDA 12.3.2.

❖ Chia tập dữ liệu:

Tập dữ liệu được chia làm (7; 1.5; 1.5) , 70% train, 15% test và 15% valid, các dữ liệu được chia 1 cách ngẫu nhiên.

❖ Huấn luyện mô hình:

Sau khi có được các tập dữ liệu cần thiết thì tiếp theo đến bước huấn luyện mô hình.

Trong quá trình huấn luyện mô hình YOLOv8 thực hiện các công việc sau:

- **Đọc dữ liệu:** Mô hình sẽ đọc tập dữ liệu từ tệp *data.yaml*. Tệp này chứa đường dẫn đến các hình ảnh và nhãn tương ứng trong tập dữ liệu.
- **Tiền xử lý dữ liệu:** Mô hình sẽ tiến hành tiền xử lý dữ liệu, bao gồm việc thay đổi kích thước hình ảnh (nếu cần) để phù hợp với kích thước đầu vào của mô hình (trong trường hợp này là 640x640), chuẩn hóa giá trị pixel, và chuyển đổi nhãn thành dạng phù hợp.
- **Lan truyền tiến và tính toán mất mát:** Trong mỗi epoch, mô hình sẽ thực hiện lan truyền tiến, tức là nó sẽ đi qua mỗi lớp của mô hình, từ đầu vào đến đầu ra, để tính toán dự đoán. Sau đó, nó sẽ so sánh dự đoán với nhãn thực tế để tính toán mất mát. Mô hình YOLOv8 sử dụng hàm mất mát đặc biệt được thiết kế để xử lý vấn đề phát hiện đối tượng.
- **Lan truyền ngược và cập nhật trọng số:** Dựa trên giá trị mất mát, mô hình sẽ thực hiện lan truyền ngược để cập nhật trọng số. Lan truyền ngược là quá trình tính toán gradient của hàm mất mát đối với mỗi trọng số và bias, sau đó cập nhật chúng để giảm mất mát.
- **Lặp lại quá trình:** Mô hình sẽ lặp lại quá trình này cho mỗi batch trong tập dữ liệu, và cho mỗi epoch.

3.2.4 Kết quả đạt được sau khi huấn luyện

Khi thực hiện huấn luyện với mô hình YOLOv8, sau khi huấn luyện thành công sẽ cho ra bảng kết quả trên tập kiểm định (valid) thể hiện ở **Hình 3.5**:

Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95)
all	199	205	0.991	0.986	0.991	0.872
Algal Leaf Spot	199	51	0.996	1	0.995	0.864
Leaf Blight	199	59	0.993	1	0.995	0.85
Leaf Spot	199	43	0.976	0.977	0.98	0.884
No Disease	199	52	1	0.968	0.995	0.887

Hình 3.5: Kết quả sau huấn luyện trên tập kiểm định

Class, Images, Instances, Box(P), R, mAP50, mAP50-95: Đây là các chỉ số đánh giá hiệu suất của mô hình:

Trong đó:

- **Class:** Lớp đối tượng được phát hiện.
- **Images:** Số lượng hình ảnh được sử dụng để kiểm tra mô hình.
- **Instances:** Số lượng thực thể của mỗi lớp xuất hiện trong tập kiểm tra.
- **Box(P):** Độ chính xác của việc dự đoán hộp giới hạn (bounding box).
- **R:** Độ nhạy của mô hình (recall), tỷ lệ giữa số lượng true positive và tổng số lượng positive thực sự.
- **mAP50:** Mean Average Precision với IoU (Intersection over Union) là 0.5.
- **mAP50-95:** Mean Average Precision trung bình từ IoU 0.5 đến 0.95.

3.3 Xây dựng giao diện với Qt6

Xây dựng giao diện cửa sổ cơ bản với phần mềm Qt Designer, bằng việc kéo thả các label và các button để tạo ra một giao diện cơ bản.

Lưu và chuyển đổi file đã lưu từ phần mở rộng là .ui sang .py để có thể chạy bằng python trên máy tính.

Tiếp theo cần cài đặt các hàm xử lý sự kiện người dùng thao tác, cài đặt các chức năng: chọn hình ảnh, chọn hình ảnh khác, OK, Cancel.

Xây dựng thêm các giao diện cửa sổ của từng loại bệnh gồm hiển thị hình ảnh đã được nhận diện, các cách phòng ngừa và điều trị bệnh, đường dẫn trang web tham khảo thêm về loại bệnh tương ứng.

3.4 Giải pháp cài đặt

Ngôn ngữ được lựa chọn là Python, cần cài đặt Python vào máy tính để có thể sử dụng được ngôn ngữ này. Phiên bản tôi lựa chọn là Python 3.8.18 vì phiên bản này hỗ trợ phiên bản CUDA 12.3.2 để mô hình huấn luyện trên GPU. IDE tôi sử dụng là Visual Studio Code.

Tôi sử dụng Qt6 để xây dựng lên khung cơ bản của các giao diện người dùng:

- Cài đặt module Qt6: **pip install pyqt6**
- Cài đặt tools hỗ trợ xây dựng giao diện: **pip install pyqt6-tools**
- Lệnh chuyển đổi file từ .ui sang .py: **pyuic6 -x tênfile.ui -o tênfile.py**

Sử dụng Python viết các hàm xử lý sự kiện, gọi mô hình để dự đoán ảnh được tải lên, các chức năng chọn hình ảnh.

3.5 Tổng kết chương

Chương 3 tôi giới thiệu tổng quan về mô hình YOLOv8 và cách hoạt động của mô hình và kết quả đạt được khi huấn luyện mô hình, giới thiệu các công cụ xây dựng giao diện cửa sổ cơ bản. Sau khi cài đặt thành công sẽ đến bước kiểm thử ở chương 4 để có thể đưa ra những đánh giá khách quan về hệ thống một cách chính xác nhất.

CHƯƠNG 4. KIỂM THỬ VÀ ĐÁNH GIÁ

4.1 Mục tiêu kiểm thử

Để đảm bảo hệ thống hoạt động ổn định và cho ra kết quả có độ chính xác cao cần phải qua quá trình kiểm thử nghiêm ngặt và nhiều lần. Mục tiêu của việc kiểm thử là đánh giá hiệu suất của mô hình học máy YOLOv8 chẩn đoán bệnh trên cây sầu riêng thông qua lá. Qua đó có thể đánh giá tổng thể tính thực dụng của hệ thống.

4.2 Mô tả tập dữ liệu

Trong đề tài này, tập dữ liệu được sử dụng để huấn luyện và kiểm thử gồm có 1281 ảnh lá sầu riêng với các nhãn được gán là: ‘Algal Leaf Spot’ với 315 ảnh, ‘Leaf Blight’ với 321 ảnh, ‘Leaf Spot’ với 324 ảnh, ‘No Disease’ với 321 ảnh. Tất cả hình ảnh đều ở dạng JPG, các hình ảnh được chỉnh về kích thước 640x640 pixel.

4.3 Môi trường thực nghiệm

Đề tài được thực hiện trên máy tính hệ điều hành Windows 11, cấu hình máy tính như sau:

CPU	AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics 3.30 GHz
RAM	16.0 GB
ROM	512GB
GPU	NVIDIA RTX 3050, AMD Radeon(TM) Graphics

Bảng 2: Cấu hình máy tính

Thông tin về các thư viện liên quan:

Phiên bản tensorflow: 2.13.0	<code>pip install tensorflow</code>
Phiên bản OpenCV: 4.7.0	<code>pip install opencv-python</code>
Phiên bản Python: 3.8.18	Tải trên website
Phiên bản CUDA: 12.3.2	Tải trên website NVIDIA
Phiên bản Torch: 2.1.2+cu121	<code>install torch torchvision</code>
Phiên bản Ultralytics: 8.1.5	<code>pip install ultralytics</code>

Hình 4.1: Các thư viện liên quan

Sử dụng ngôn ngữ Python, phần mềm Visual Studio Code với mục đích là hỗ trợ viết code Python trực tiếp, chạy code thực nghiệm trên terminal và có thể chạy bằng file thực thi.

4.4 Hình thức đánh giá mô hình

Đánh giá mô hình qua lần huấn luyện với epochs=30 và epochs=50. Tôi thực hiện đánh giá trên tập kiểm tra gồm có 190 ảnh lá sầu riêng mà mô hình chưa thấy qua lần nào cũng như chưa được huấn luyện trên tập dữ liệu này.

Đánh giá thông qua các chỉ số:

- **Box(P)**: Độ chính xác (Precision) của mô hình trong việc dự đoán hộp giới hạn (bounding box) cho mỗi lớp.
- **R**: Độ nhạy (Recall) của mô hình cho mỗi lớp. Độ nhớ lại là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng thực thể thực sự của lớp đó trong tập kiểm tra.
- **mAP50**: Mean Average Precision với IoU (Intersection over Union) là 0.5.
- **mAP50-95**: Mean Average Precision trung bình từ IoU 0.5 đến 0.95.

Kết quả của ma trận nhầm lẫn (Confusion matrix/Confusion matrix nomalized), F1-Confidence Curve (Đường cong F1-Confidence) và Precision-Confidence Curve (Đường cong Precision-Confidence).

4.5 Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm thử

4.4.1 Đánh giá với epochs=30

Kết quả của huấn luyện với số lần lặp từ 1 đến 30:

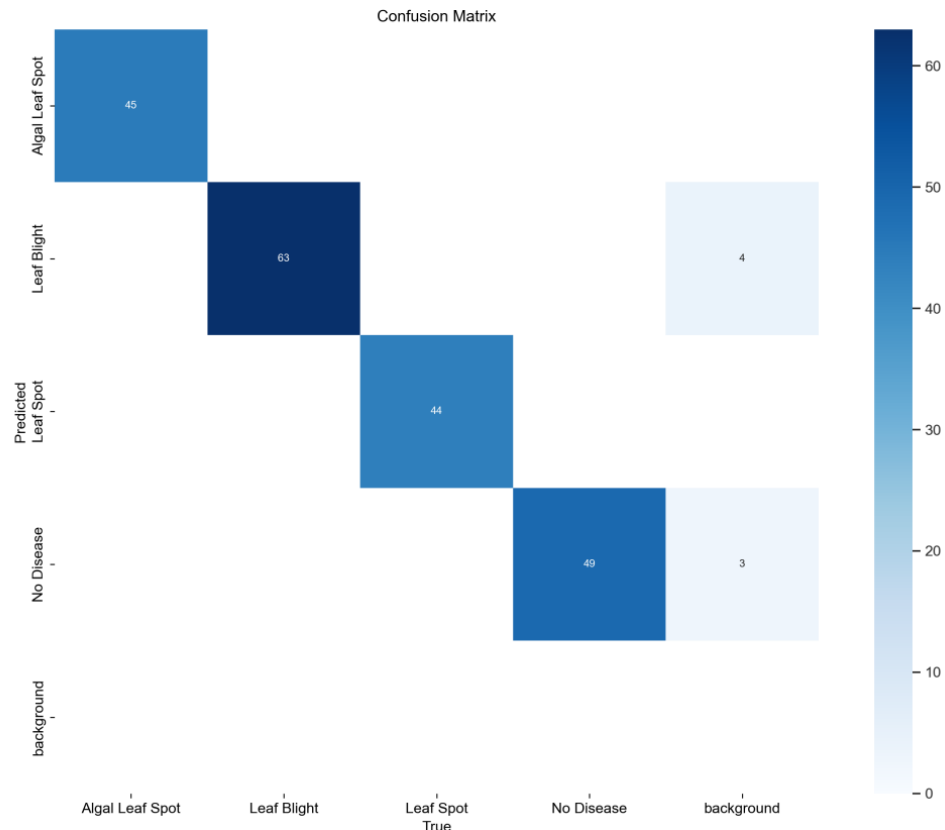
Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95):
all	200	201	0.991	1	0.995	0.859
Algal Leaf Spot	200	45	0.999	1	0.995	0.9
Leaf Blight	200	63	0.98	1	0.995	0.834
Leaf Spot	200	44	0.997	1	0.995	0.82
No Disease	200	49	0.99	1	0.995	0.88

Hình 4.2: Kết quả đánh giá với epochs=30

Kết quả cho thấy:

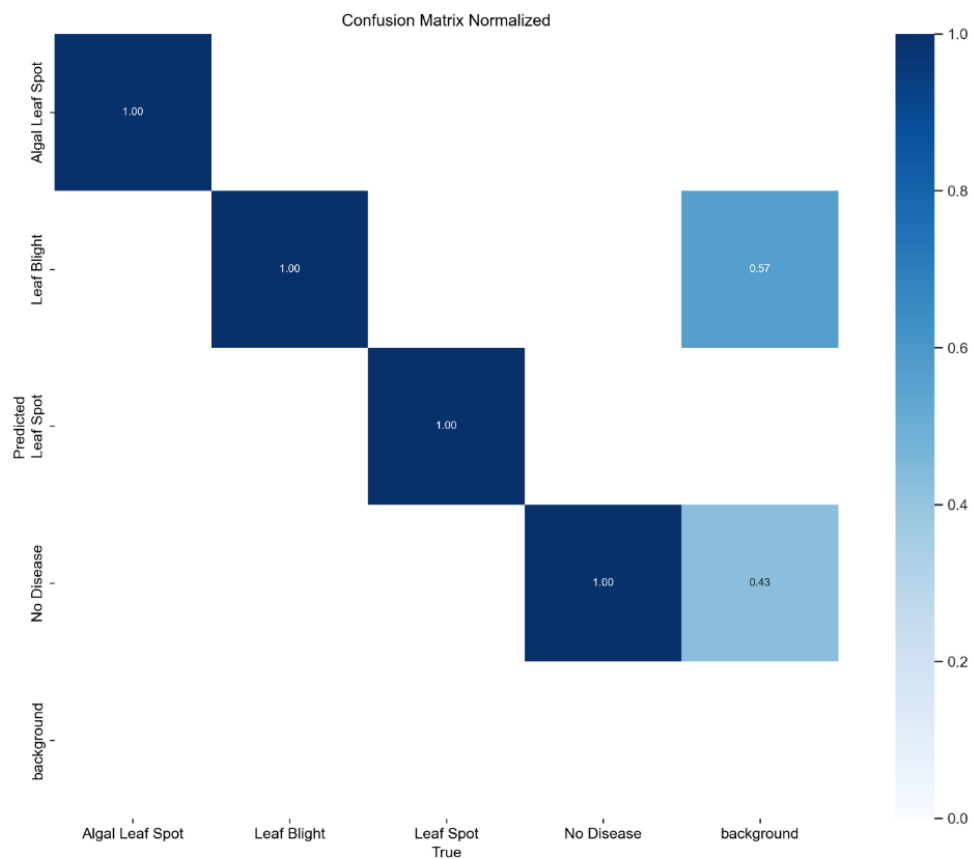
- **Box(P)**: Độ chính xác (Precision) của mô hình trong việc dự đoán hộp giới hạn (bounding box) cho mỗi lớp. Độ chính xác là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng dự đoán giao động từ **0.990 đến 0.999**.
- **R**: Độ nhạy (Recall) của mô hình cho mỗi lớp. Độ nhớ lại là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng thực thể thực sự của lớp đó trong tập kiểm tra là **1**.
- **mAP50**: Độ chính xác trung bình (Mean Average Precision) tại ngưỡng IoU (Intersection over Union) 0.5. Đây là một chỉ số đánh giá chất lượng của mô hình dựa trên cả độ chính xác và độ nhớ lại là **0.995**.
- **mAP50-95**: Độ chính xác trung bình tại các ngưỡng IoU từ 0.5 đến 0.95 với bước là 0.05. Đây là một chỉ số đánh giá chất lượng của mô hình trong việc xử lý các tình huống khác nhau về kích thước và vị trí của đối tượng giao động từ **0.82 đến 0.9**.

❖ **Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix):**



Hình 4.3: Ma trận nhầm lẫn với epochs=30

❖ **Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa (Confusion Matrix Normalized):**

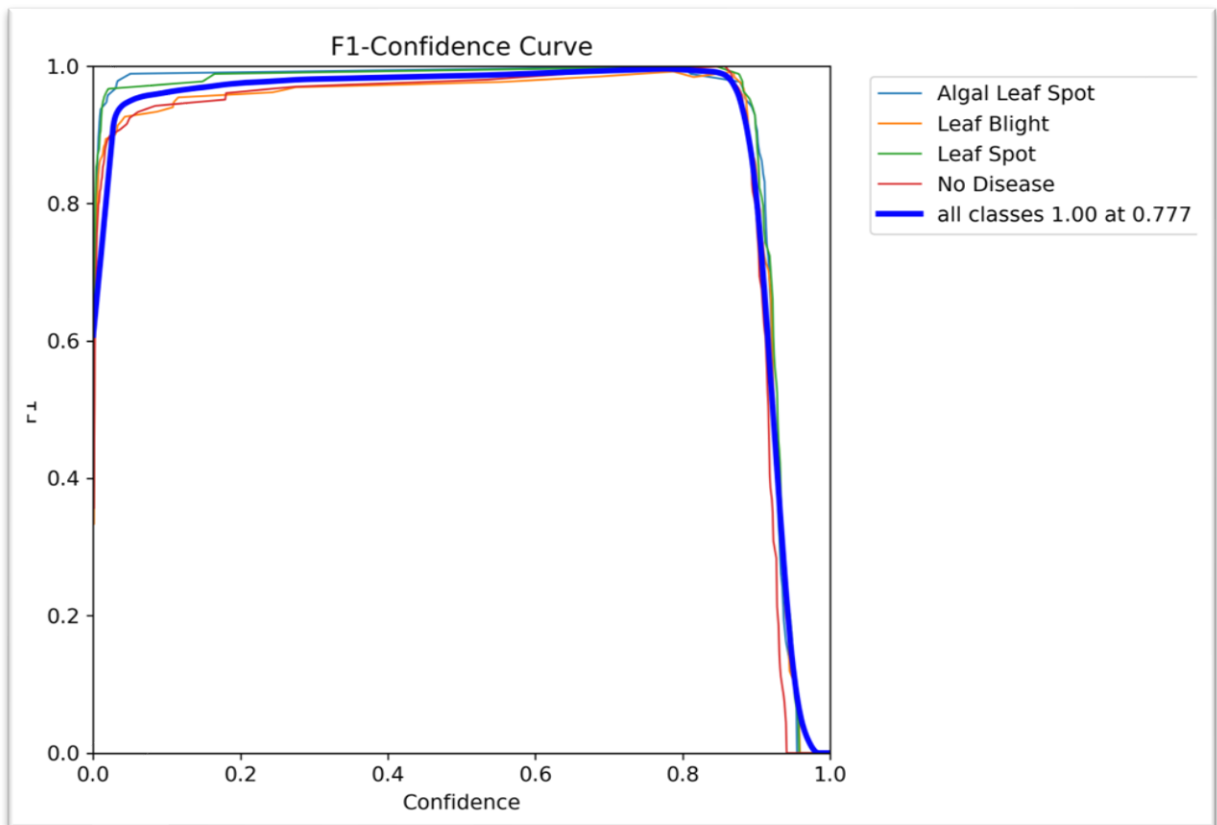


Hình 4.4: Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa với epochs=30

Trong ma trận nhầm lẫn:

- Các hàng biểu diễn các lớp thực tế (Actual Classes).
- Các cột biểu diễn các lớp được dự đoán (Predicted Classes).
- Mỗi ô trong ma trận biểu diễn số lượng các thực thể thực sự thuộc về một lớp (theo hàng) được dự đoán là thuộc về một lớp (theo cột). Màu sắc của mỗi ô tương ứng với số lượng thực thể: màu càng đậm thì số lượng càng lớn.

❖ F1-Confidence Curve



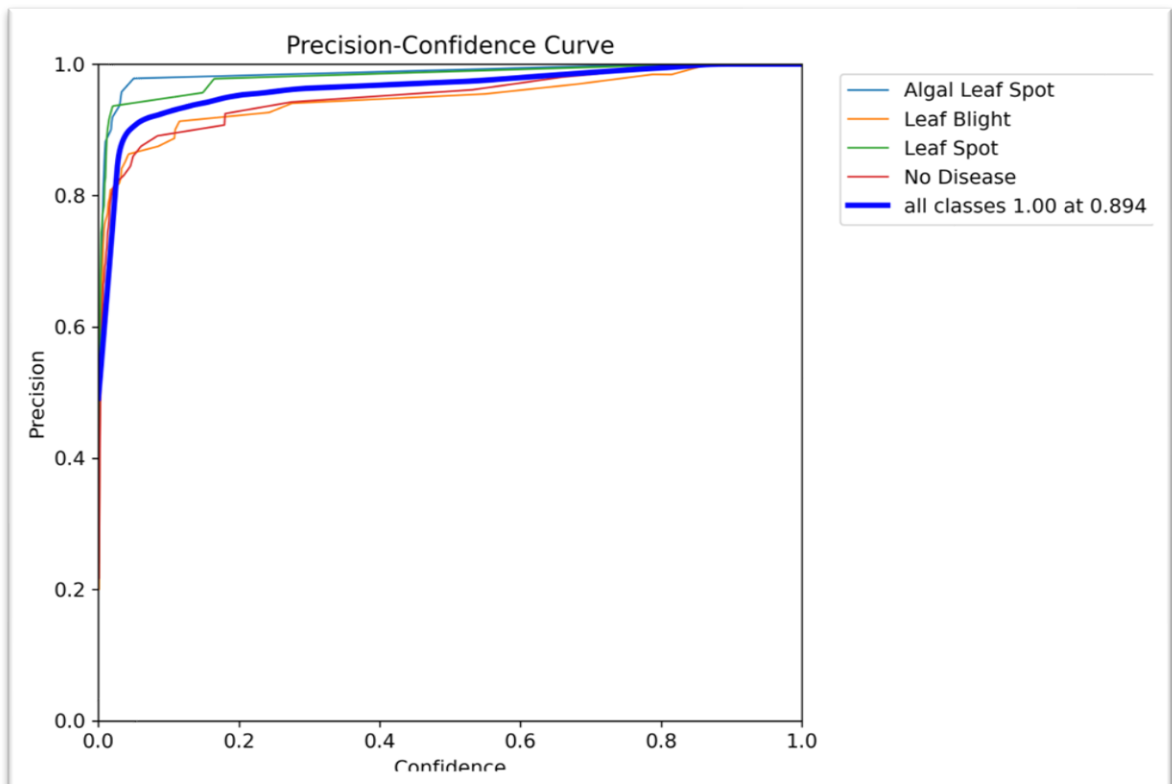
Hình 4.5: Đường cong F1-Confidence với epochs=30

F1-Confidence Curve (Đường cong F1-Confidence) là một biểu đồ biểu diễn hiệu suất của một mô hình phân loại. Nó vẽ điểm số F1 (F1 score) so với các ngưỡng tin cậy (confidence thresholds).

- Trục x (Confidence) biểu diễn các ngưỡng tin cậy từ 0.0 đến 1.0.
- Trục y (F1) biểu diễn điểm số F1 từ 0.0 đến 1.0.
- Có bốn đường khác màu biểu diễn cho bốn lớp khác nhau: Algal Leaf Spot (màu cam), Leaf Blight (màu xanh lá), Leaf Spot (màu đỏ), và No Disease (màu xanh dương).
- Tất cả các lớp đều đạt độ chính xác là **1** tại mức độ tin cậy là **0.777**.

Điểm số F1 là một thước đo về độ chính xác của mô hình, xem xét cả độ chính xác (precision) và độ nhớ lại (recall). Sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình trong việc xác định các bệnh trên cây trồng.

❖ Precision-Confidence Curve:



Hình 4.6: Đường cong Precision-Confidence với epochs=30

Precision-Confidence Curve (Đường cong Precision-Confidence) là một biểu đồ biểu diễn hiệu suất của một mô hình phân loại tại các ngưỡng tin cậy khác nhau. Nó vẽ độ chính xác (precision - trục y) so với ngưỡng tin cậy (confidence - trục x) để cho thấy mức độ chính xác của các dự đoán của mô hình ở các mức độ tin cậy khác nhau.

- Trục x (Confidence) biểu diễn các ngưỡng tin cậy từ 0.0 đến 1.0.
- Trục y (Precision) biểu diễn độ chính xác từ 0.0 đến 1.0.
- Có bốn đường khác màu biểu diễn cho bốn lớp khác nhau: Algal Leaf Spot (màu cam), Leaf Blight (màu xanh lá), Leaf Spot (màu đỏ), và No Disease (màu xanh dương).
- Tất cả các lớp đều đạt độ chính xác là **1** tại mức độ tin cậy là **0.894**.

Độ chính xác (Precision) là một thước đo về độ chính xác của mô hình, xem xét tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng dự đoán.

Nhận xét: Thông qua các kết quả trên cho thấy mô hình hoạt động rất tốt và hiệu quả trên tập dữ liệu kiểm tra, tập dữ liệu mô hình chưa được nhìn thấy với độ chính xác **0.996 đến 0.999**, không có tình trạng “Overfitting”.

4.4.2 Đánh giá với epochs=50

Kết quả của huấn luyện với số từ 1 đến 50:

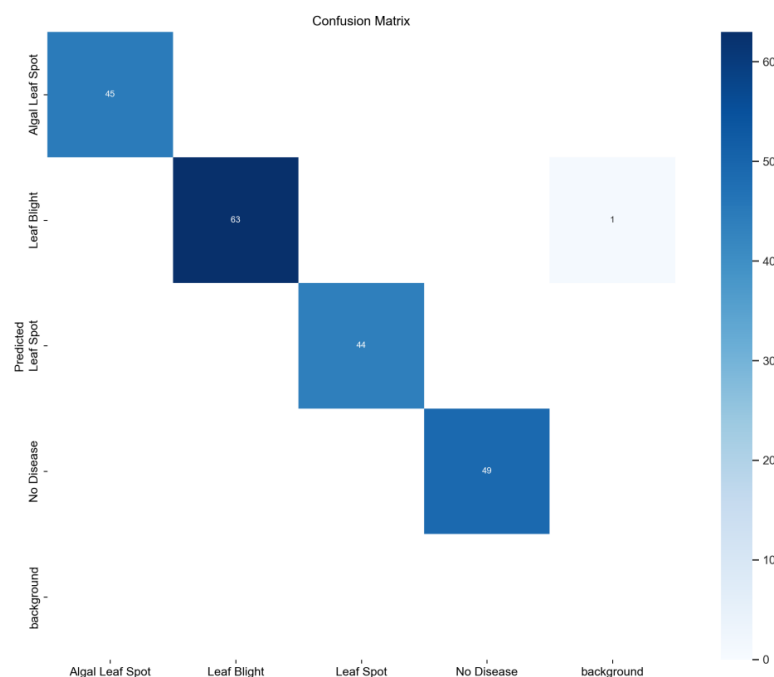
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95)
	all	200	201	0.998	1	0.995	0.875
Algal	Leaf Spot	200	45	0.998	1	0.995	0.902
	Leaf Blight	200	63	0.999	1	0.995	0.853
	Leaf Spot	200	44	0.999	1	0.995	0.843
	No Disease	200	49	0.998	1	0.995	0.902

Hình 4.7: Kết quả đánh giá với epochs=50

Kết quả cho thấy:

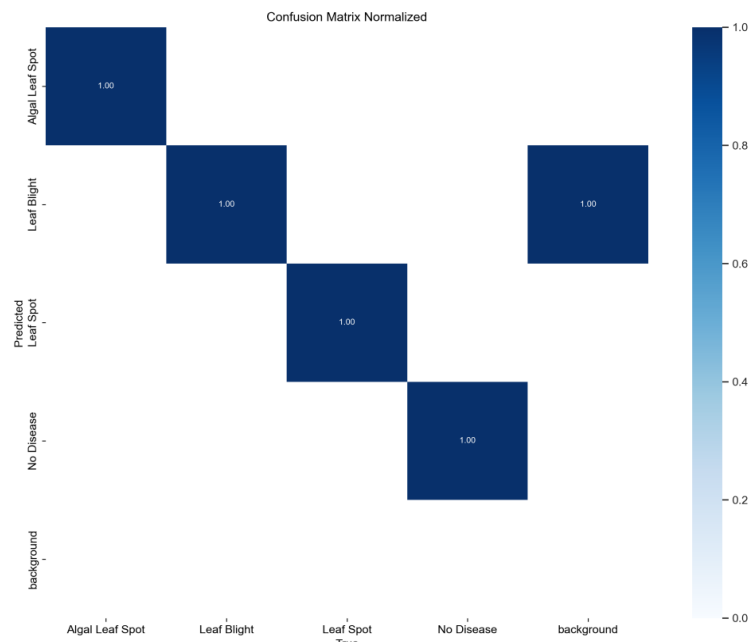
- **Box(P)**: Độ chính xác (Precision) của mô hình trong việc dự đoán hộp giới hạn (bounding box) cho mỗi lớp. Độ chính xác là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng dự đoán giao động từ **0.998 đến 0.999**.
- **R**: Độ nhớ lại (Recall) của mô hình cho mỗi lớp. Độ nhớ lại là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng thực thể thực sự của lớp đó trong tập kiểm tra là **1**.
- **mAP50**: Độ chính xác trung bình (Mean Average Precision) tại ngưỡng IoU (Intersection over Union) 0.5. Đây là một chỉ số đánh giá chất lượng của mô hình dựa trên cả độ chính xác và độ nhớ lại là **0.995**.
- **mAP50-95**: Độ chính xác trung bình tại các ngưỡng IoU từ 0.5 đến 0.95 với bước là 0.05. Đây là một chỉ số đánh giá chất lượng của mô hình trong việc xử lý các tình huống khác nhau về kích thước và vị trí của đối tượng giao động từ **0.843 đến 0.902**.

❖ Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix):



Hình 4.8: Ma trận nhầm lẫn với epochs=50

❖ **Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa(Confusion Matrix Normalized):**

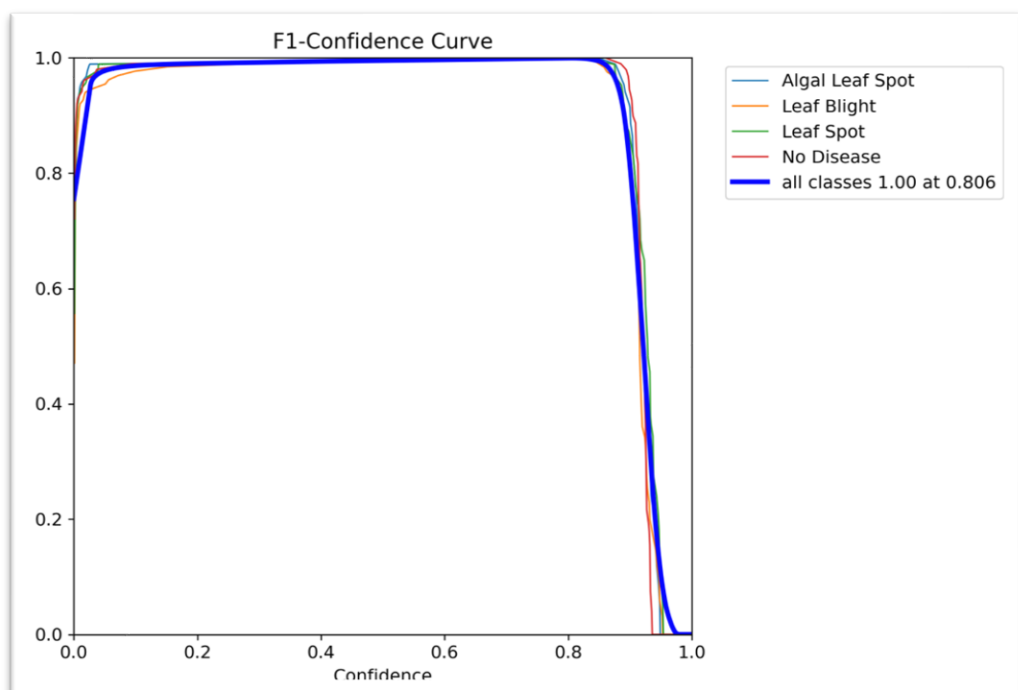


Hình 4.9: Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa với epochs=50

Trong ma trận nhầm lẫn:

- Các hàng biểu diễn các lớp thực tế (Actual Classes).
- Các cột biểu diễn các lớp được dự đoán (Predicted Classes).
- Mỗi ô trong ma trận biểu diễn số lượng các thực thể thực sự thuộc về một lớp (theo hàng) được dự đoán là thuộc về một lớp (theo cột). Màu sắc của mỗi ô tương ứng với số lượng thực thể: màu càng đậm thì số lượng càng lớn.

F1-Confidence Curve



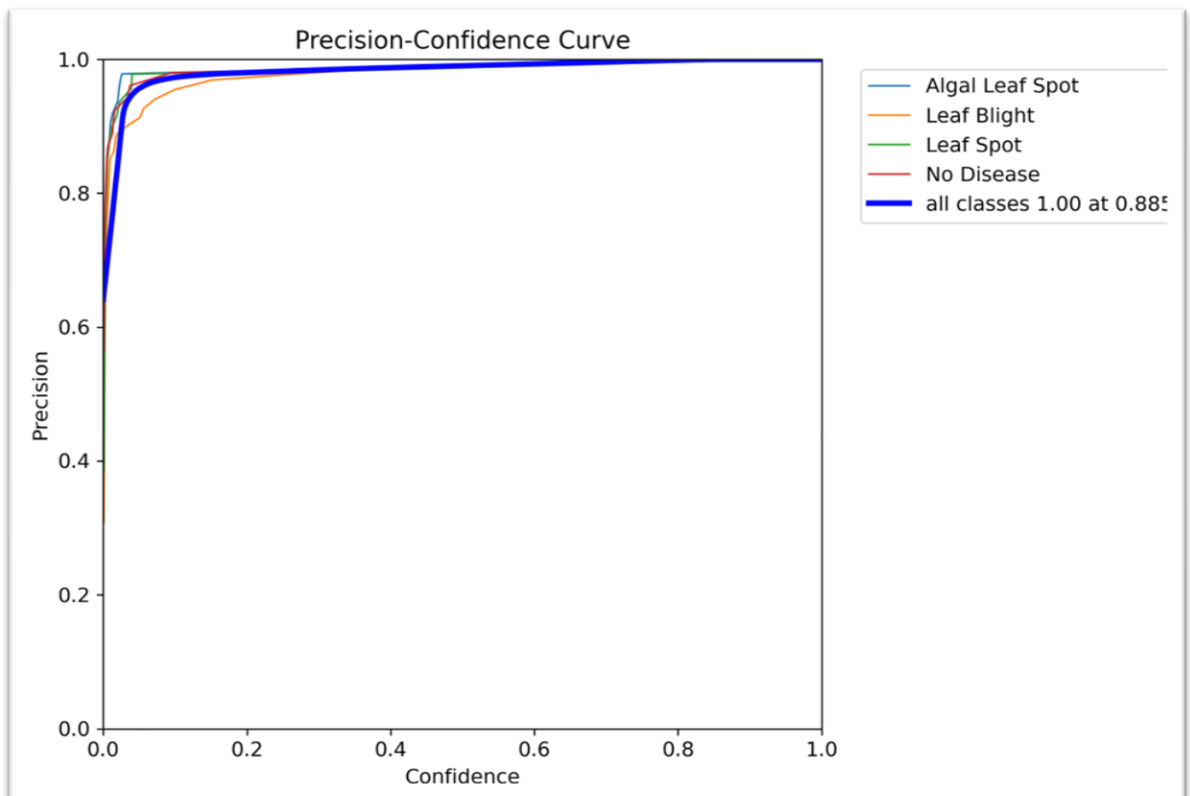
Hình 4.10: Đường cong F1-Confidence với epochs=50

F1-Confidence Curve (Đường cong F1-Confidence) là một biểu đồ biểu diễn hiệu suất của một mô hình phân loại. Nó vẽ điểm số F1 (F1 score) so với các ngưỡng tin cậy (confidence thresholds).

- Trục x (Confidence) biểu diễn các ngưỡng tin cậy từ 0.0 đến 1.0.
- Trục y (F1) biểu diễn điểm số F1 từ 0.0 đến 1.0.
- Có bốn đường khác màu biểu diễn cho bốn lớp khác nhau: Algal Leaf Spot (màu cam), Leaf Blight (màu xanh lá), Leaf Spot (màu đỏ), và No Disease (màu xanh dương).
- Tất cả các lớp đều đạt độ chính xác là 1 tại mức độ tin cậy là **0.806**.

Điểm số F1 là một thước đo về độ chính xác của mô hình, xem xét cả độ chính xác (precision) và độ nhớ lại (recall). Sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình trong việc xác định các bệnh trên cây trồng.

❖ Precision-Confidence Curve:



Hình 4.11: Đường cong Precision-Confidence với epochs=50

Precision-Confidence Curve (Đường cong Precision-Confidence) là một biểu đồ biểu diễn hiệu suất của một mô hình phân loại tại các ngưỡng tin cậy khác nhau. Nó vẽ độ chính xác (precision - trục y) so với ngưỡng tin cậy (confidence - trục x) để cho thấy mức độ chính xác của các dự đoán của mô hình ở các mức độ tin cậy khác nhau.

- Trục x (Confidence) biểu diễn các ngưỡng tin cậy từ 0.0 đến 1.0.
- Trục y (Precision) biểu diễn độ chính xác từ 0.0 đến 1.0.

- Có bốn đường khác màu biểu diễn cho bốn lớp khác nhau: Algal Leaf Spot (màu cam), Leaf Blight (màu xanh lá), Leaf Spot (màu đỏ), và No Disease (màu xanh dương).
- Tất cả các lớp đều đạt độ chính xác là **1** tại mức độ tin cậy là **0.924**.

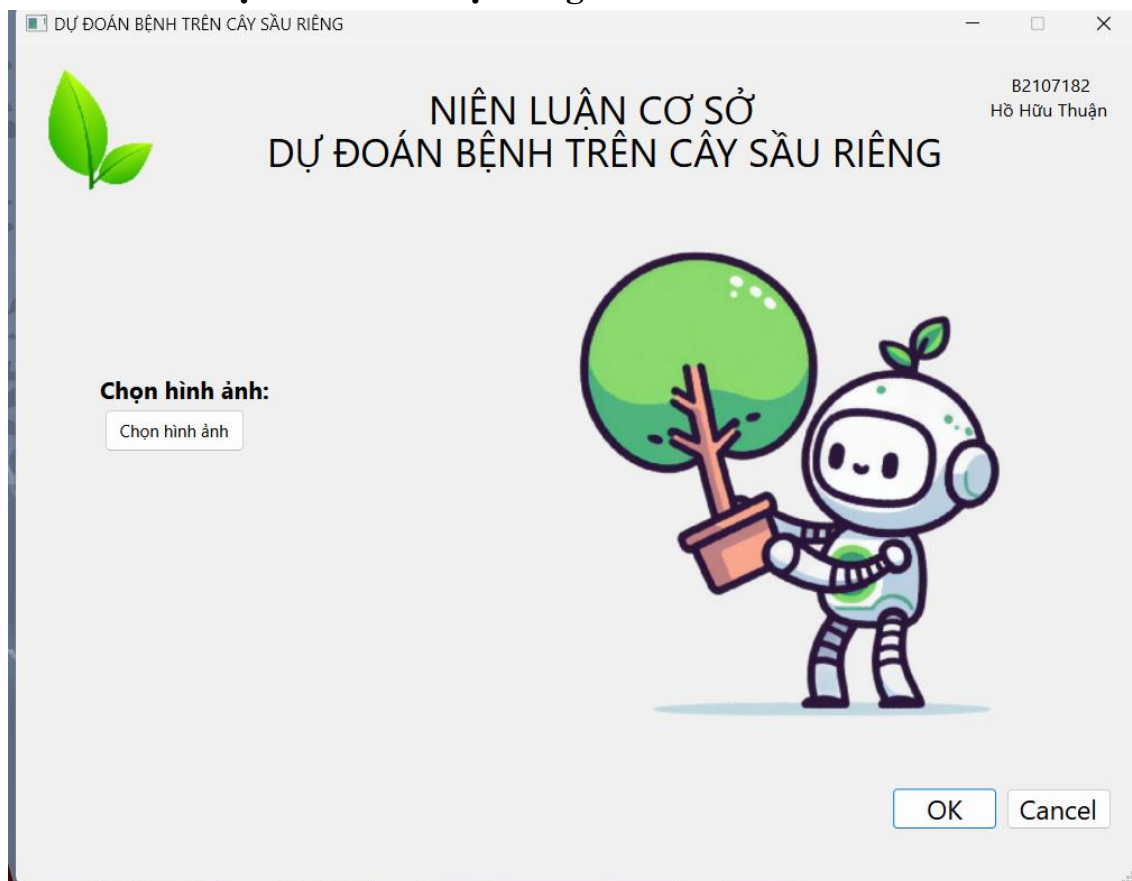
Độ chính xác (Precision) là một thước đo về độ chính xác của mô hình, xem xét tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng và tổng số lượng dự đoán.

Nhận xét: Thông qua các kết quả trên cho thấy mô hình hoạt động rất tốt và hiệu quả trên tập dữ liệu kiểm tra, tập dữ liệu mô hình chưa được nhìn thấy với độ chính xác **0.997 đến 0.999**, không có tình trạng “Overfitting”.

4.6 Kết quả kiểm thử hệ thống

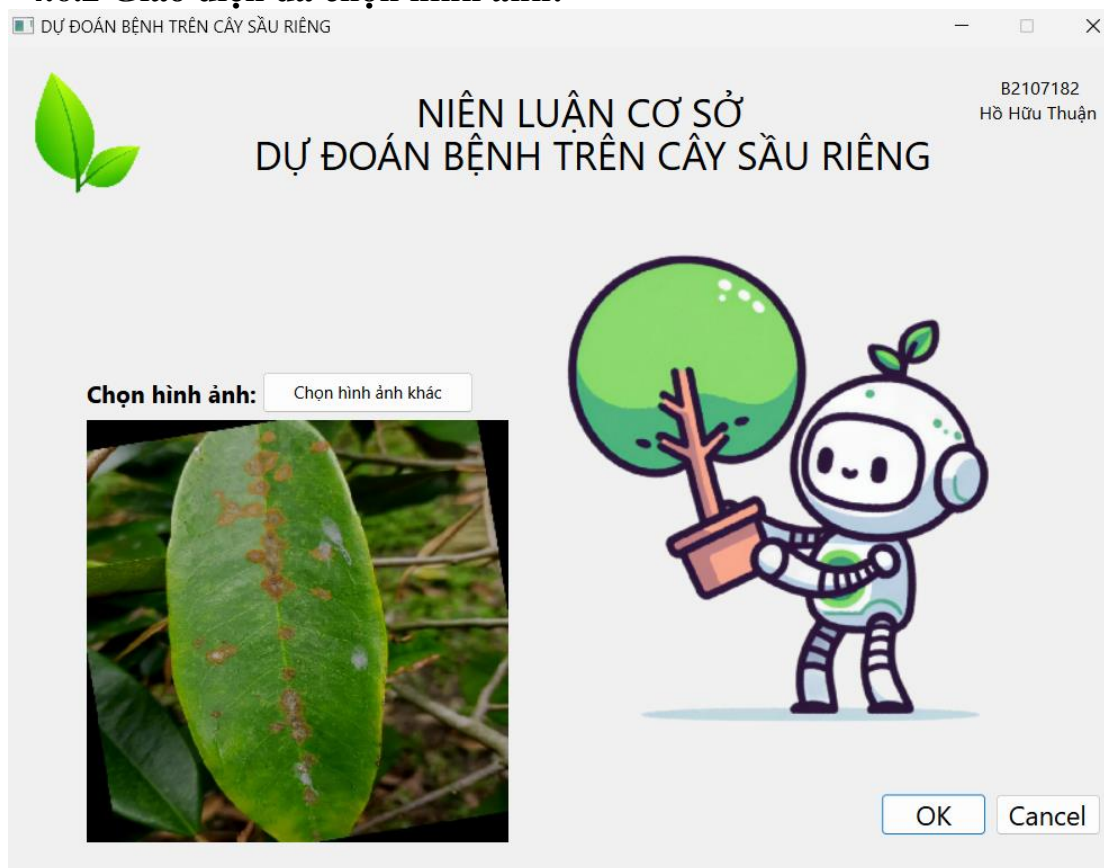
Tôi lựa chọn mô hình với epochs=50 để tích hợp vào hệ thống, tiếp theo tôi sẽ trình bày kết quả kiểm thử hoạt động của hệ thống:

4.6.1 Giao diện chính của hệ thống:



Hình 4.12: Giao diện chính của hệ thống

4.6.2 Giao diện đã chọn hình ảnh:



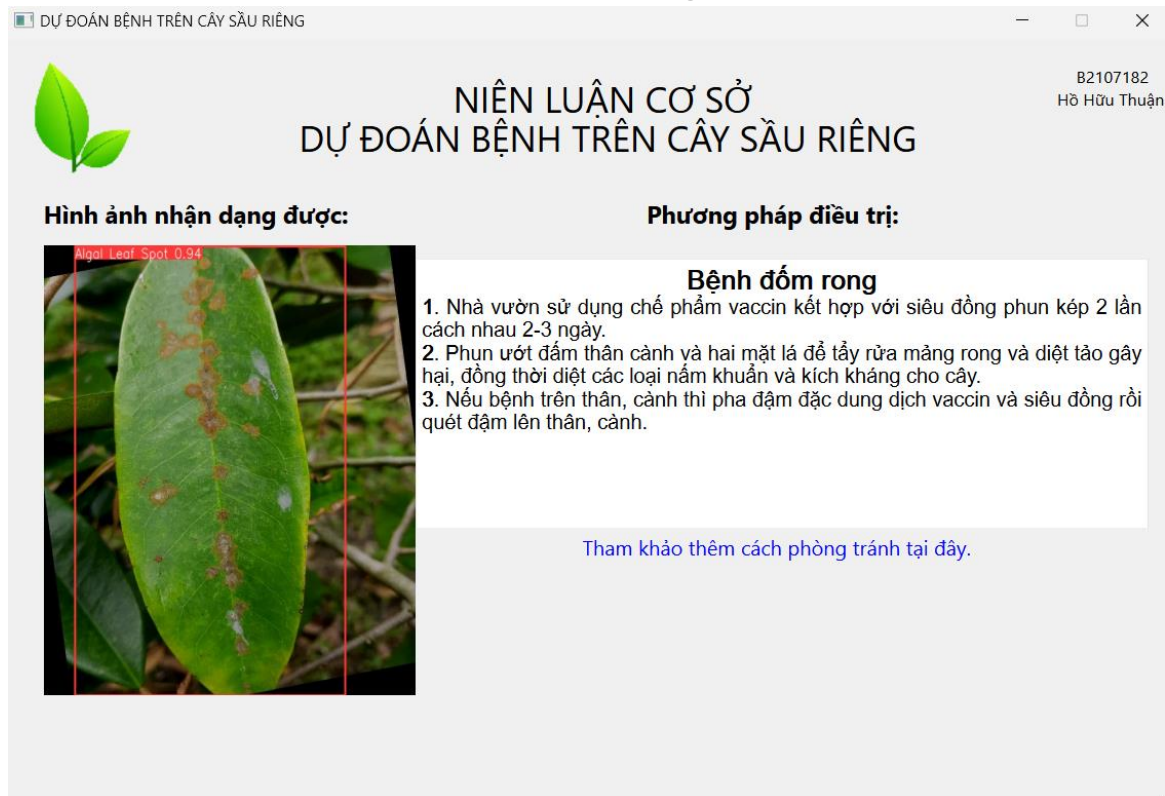
Hình 4.13: Giao diện đã chọn hình ảnh

4.6.3 Giao diện đã chọn lại hình ảnh khác:



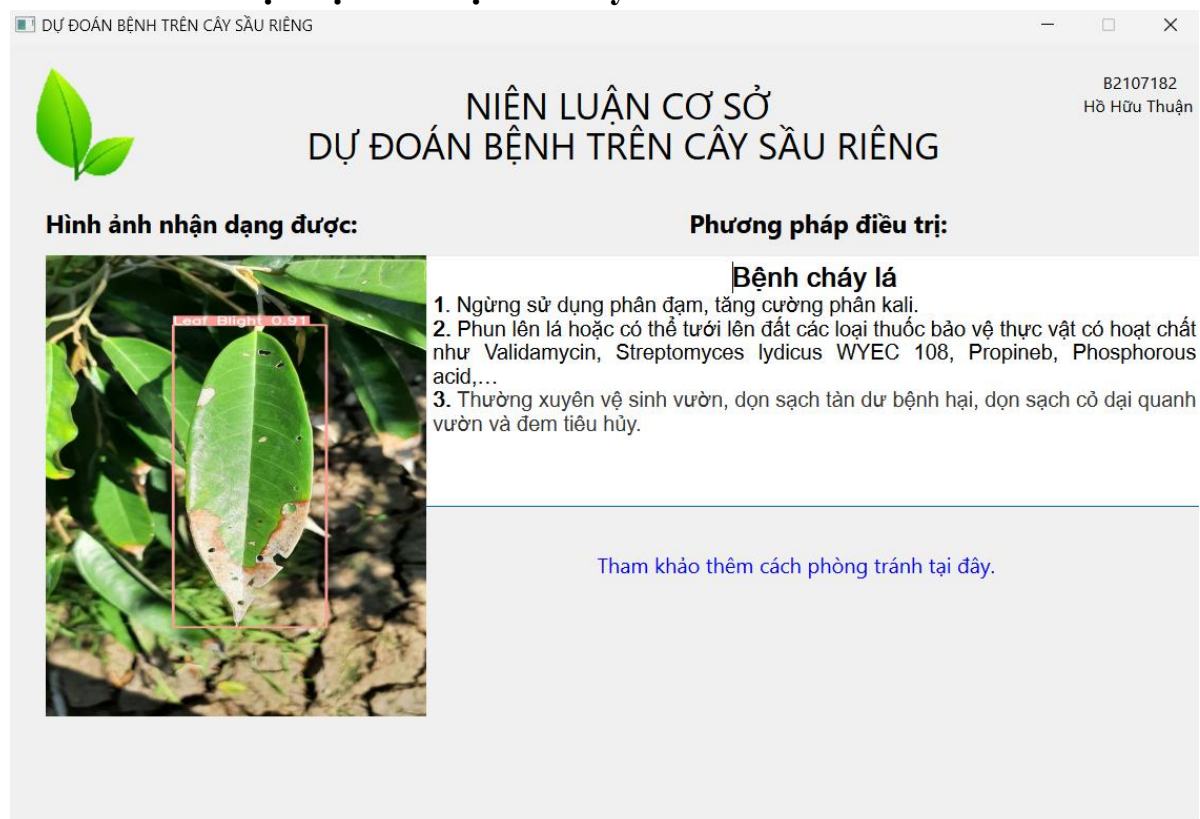
Hình 4.14: Giao diện đã chọn lại ảnh khác

4.6.4 Giao diện dự đoán bệnh “đốm rong”:



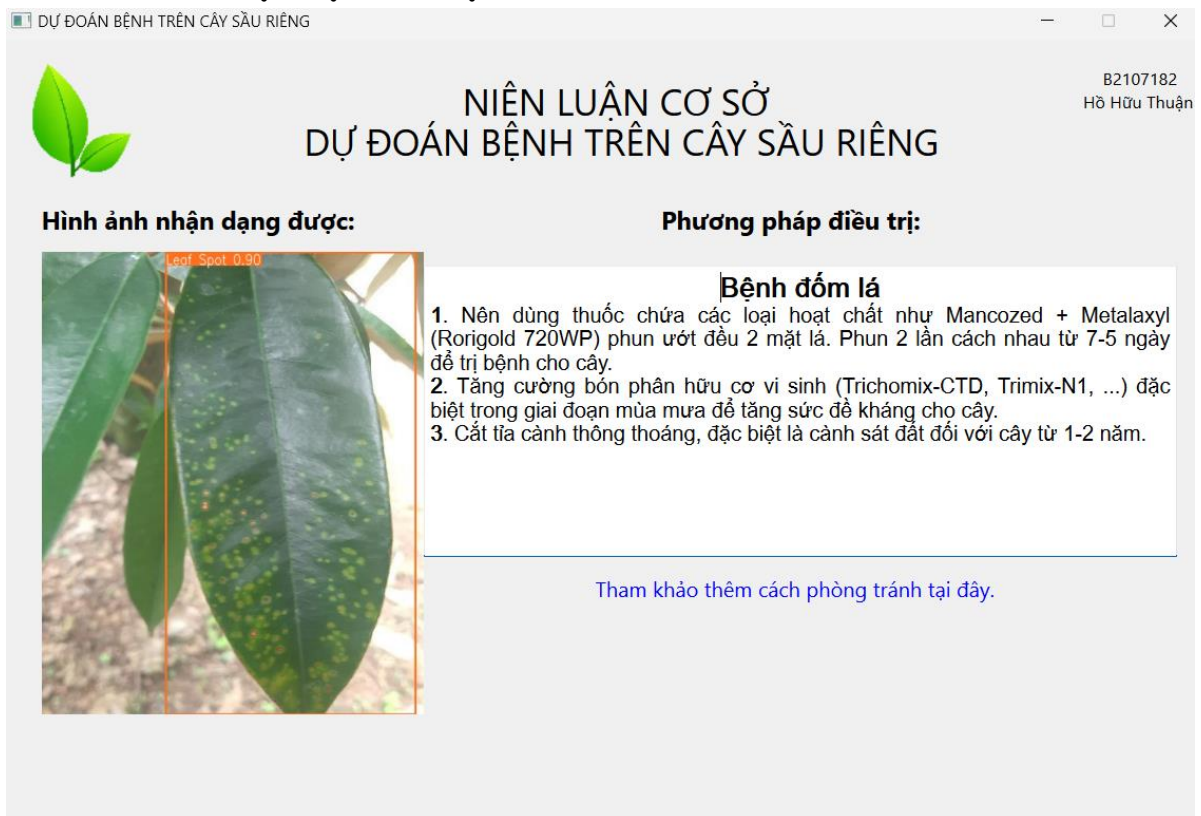
Hình 4.15: Giao diện dự đoán bệnh “đốm rong”

4.6.5 Giao diện dự đoán bệnh “cháy lá”:



Hình 4.16: Giao diện dự đoán bệnh “cháy lá”

4.6.6 Giao diện dự đoán bệnh “đốm lá”:



Hình 4.17: Giao diện dự đoán bệnh “đốm lá”

4.6.7 Giao diện dự đoán bệnh “không bệnh”:



Hình 4.18: Giao diện dự đoán không có bệnh

4.6.8 Giao diện không nhận diện được:



Hình 4.19: Giao diện không nhận dạng được

Nhận xét: các chức năng đều hoạt động tốt, tuy nhiên độ chính xác nhận dạng thấp hơn so với kiểm tra vì tập dữ liệu kiểm tra có các hình ảnh ở kích thước 640x640 pixel, khi thực hiện nhận dạng trên sản phẩm người dùng upload hình ảnh có các kích thước khác nhau nên ảnh hưởng đến độ chính xác nhưng vẫn nằm trong phạm vi chấp nhận được.

4.7 Tổng kết chương

Chương này đã trình bày mục tiêu, mô tả tập dữ liệu, hình thức đánh giá và các kết quả đánh giá đạt được trên tập dữ liệu kiểm tra và trên sản phẩm, không có tình trạng “Overfitting”, độ chính xác khá cao cho tập dữ liệu kiểm thử với mức tin cậy lên đến 0,924. Các chức năng hệ thống hoạt động ổn định, độ chính xác thực tế người dùng sử dụng nằm trong phạm vi chấp nhận được từ 70 – 90 phần trăm.

CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1 Kết luận

5.1.1 Kết quả đạt được

Sau khi thực hiện đề tài “Xây dựng hệ thống phát hiện bệnh trên cây lâu năm - áp dụng cho bệnh trên cây sầu riêng”, đã đạt được những kết quả khá tốt:

Học tập, tìm hiểu và nghiên cứu cài đặt thành công mô hình YOLOv8 sau đó thực hiện huấn luyện và đánh giá trên tập dữ liệu là các ảnh lá của cây sầu riêng với 3 loại bệnh: (đốm rong), (bạc lá), (đốm lá), (không bệnh).

Sau nhiều lần cài đặt và chạy thử nghiệm thì đã chọn ra được mô hình có độ chính xác trên tập dữ liệu kiểm thử, hình ảnh thực tế là khá tốt với epochs=50 và không xuất hiện tình trạng “Overfitting”.

Xây dựng lên giao diện của sổ người dùng đơn giản và dễ sử dụng, tích hợp được mô hình đã được huấn luyện để chạy chẩn đoán trên hình thực tế. Hệ thống cung cấp các chức năng cho phép tải hình ảnh lên từ máy tính, chọn hình ảnh khác, thực hiện chẩn đoán bệnh, đưa ra kết quả về loại bệnh, các phòng tránh bệnh tương ứng và đường dẫn trang web tham khảo thêm về cách phòng tránh và điều trị cho người dùng dễ dàng nắm bắt được tình trạng bệnh trên cây trồng và hướng điều trị hợp lý.

Đề tài này góp phần tăng độ tin cậy của mô hình học máy, cụ thể là mô hình YOLOv8 trong việc học và thực hiện chẩn đoán hình ảnh trong thực tế. Nếu được huấn luyện và kiểm tra một cách nghiêm ngặt thì việc áp dụng Artificial Intelligence (AI) vào trong nông nghiệp mang đến một sự tiện lợi, an tâm cho người nông dân, góp phần nâng cao chất lượng của ngành nông nghiệp.

5.1.2 Hạn chế

Mô hình hoạt động chưa thực sự tốt khi chẩn đoán trên những hình ảnh lá kích thước nhỏ và nhiều lá trên một hình ảnh.

Hệ thống có ít chức năng, giao diện chưa được tối ưu, thời gian thực thi của quá trình chẩn đoán còn mất khá nhiều thời gian.

5.2 Hướng phát triển

Tăng cường dữ liệu huấn luyện, thu thập nhiều hình ảnh của các loại bệnh trên nhiều cây trồng hơn, huấn luyện mô hình với nhiều loại bệnh khác nhau trên nhiều cây trồng khác nhau. Thay đổi kích thước hình ảnh lớn hơn, nhiều định dạng hình ảnh hơn.

Xây dựng thêm các mô hình phù hợp, mới nhất và tối ưu nhất về độ chính xác của quá trình chẩn đoán, nâng cao hiệu suất của mô hình để mô hình có thể thực thi một cách chính xác và hiệu quả nhất. Xây dựng giao diện với nhiều chức năng hơn, xây dựng nền tảng mua bán thuốc bảo vệ thực vật, cài đặt và tối ưu hóa hệ thống hoạt động trên nhiều nền tảng khác nhau.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Phát triển nông nghiệp Việt Nam: Vấn đề đặt ra và một số giải pháp - Tạp chí Cộng sản, accessed: 05/07/2024.
- [2]. Nhiều diện tích sầu riêng ở Lâm Đồng bị vàng lá thối rữa | Vietnam+ (VietnamPlus), accessed: 05/07/2024.
- [3]. (PDF) TỰ ĐỘNG NHẬN DẠNG MỘT SỐ LOẠI SÂU BỆNH TRÊN LÁ BƯỞI SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ ẢNH Title: Grapefruit leaf pets detection and recognition automatically using image technology TÓM TẮT | Doanh DuyAnh - Academia.edu., accessed: 05/07/2024.
- [4]. Linh et al. - ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP PHÁT HIỆN RAU BỊ SÂU BỆNH BẰNG.pdf, accessed: 05/07/2024.
- [5]. 44-8B-2019(1).pdf. <[https://vjst.vn/Images/Tapchi/2019/8B/44-8B-2019\(1\).pdf](https://vjst.vn/Images/Tapchi/2019/8B/44-8B-2019(1).pdf)>, accessed: 05/07/2024.
- [6]. Thanh T.T.P. and Nghe N.T. (2022). Nhận dạng bệnh trên lá lúa bằng phương pháp học chuyển giao. *Tạp Chí Khoa Học Đại Học Cần Thơ*, **58(4)**, 1–7.
- [7]. xdevlabs (2023). YOLOv8 có gì nâng cấp so với các phiên bản trước?. vinbigdata, accessed: 05/07/2024.