

ỨNG DỤNG MẠNG HỌC SÂU TRONG NHẬN DIỆN MỘT SỐ BỆNH PHỔ BIẾN DỰA TRÊN HÌNH ẢNH LÁ SẦU RIÊNG

APPLICATION OF DEEP LEARNING IN IDENTIFYING SOME COMMON DISEASES BASED ON DURIAN LEAF IMAGES

LÊ MINH TRUNG^{1,a}, NGUYỄN CHÍ NGÔN², PHAN ANH CANG³

¹Học viên cao học, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

²Khoa Tự động hóa, Đại học Cần Thơ

³Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

^aTác giả liên hệ: lmt.lhc09@gmail.com

Nhận bài(Received): 03/03/2024; Phản biện(Reviewed): 11/03/2024; Chấp nhận(Accepted): 25/03/2024

TÓM TẮT

Sầu riêng được mệnh danh là “Vua của các loại trái cây”, là cây ăn quả nhiệt đới lâu năm có giá trị kinh tế cao và được trồng phổ biến ở Việt Nam. Tuy nhiên, cây sầu riêng dễ bị các bệnh trên lá, ảnh hưởng đến sức khỏe và năng suất. Phát hiện sớm và chính xác bệnh dựa trên hình ảnh lá đóng vai trò quan trọng trong việc điều trị giúp cải thiện năng suất cây trồng. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất kỹ thuật nhận diện, phân loại ảnh dựa trên kiến trúc mạng MobileNetV3, InceptionV3 và VGG19. Mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu ảnh của 4 loại lá sầu riêng: bệnh cháy lá, bệnh đốm rong, bệnh đốm lá và lá không bệnh, trong tổng số hình ảnh thu thập được là 8682 hình. Kết quả cho thấy độ chính xác của mô hình đề xuất lên đến 95.87%. Như vậy, kết quả nghiên cứu có thể giúp cho nhà nông xác định bệnh nhanh, chính xác và điều trị kịp thời, góp phần nâng cao năng suất và lợi nhuận từ cây sầu riêng.

Từ khóa: Sầu riêng, bệnh trên lá, MobileNetV3, InceptionV3, VGG19

ABSTRACT

Durian, known as the “King of Fruits,” is a valuable tropical fruit tree widely cultivated in Vietnam. However, it is susceptible to leaf diseases that affect its health and productivity. Early and accurate disease detection based on leaf images is crucial for effective treatment and yield improvement. This paper proposes a technique for leaf image recognition and classification using the MobileNetV3, InceptionV3, and VGG19 deep learning architectures. The model is trained on a dataset of leaf images from four types of durian leaves: leaf scorch disease, brown spot disease, leaf spot disease, and healthy leaves. The dataset comprises a total of 8682 images. The results demonstrate that the proposed model achieves an impressive accuracy rate of 95.87%. These research findings can assist farmers in promptly and accurately identifying diseases, leading to timely treatment and ultimately enhancing the productivity and profitability of durian cultivation.

Keywords: Durian, leaf diseases, MobileNetV3, InceptionV3, VGG19.

1. MỞ ĐẦU

1.1. Giới thiệu bài toán

Sầu riêng là loại trái cây nhiệt đới được yêu thích tại Đông Nam Á, đặc biệt là Việt Nam. Với hương vị thơm ngon, giá trị dinh dưỡng cao, sầu riêng được mệnh danh là “Vua của các loại trái cây” và đóng góp quan trọng cho nền kinh tế nước ta. Nhu cầu tiêu thụ sầu riêng ngày càng tăng, thúc đẩy diện tích trồng và sản lượng sầu riêng gia tăng. Ở Việt Nam, trong năm 2023, theo Tổng cục thống kê diện tích sầu riêng chiếm 76.6 nghìn ha với sản lượng đạt 1185.5 nghìn tấn và có kim ngạch xuất khẩu là 2.1 tỷ USD theo thông tin từ Tổng cục Hải quan. Tuy nhiên, sầu riêng dễ bị các bệnh trên lá, ảnh hưởng đến năng suất và chất lượng quả. Các loại bệnh phổ biến như đốm lá, đốm rong, cháy lá, chết ngọn, thán thư... gây thiệt hại lớn cho người nông dân. Phát hiện sớm và chính xác bệnh dựa trên hình ảnh lá là yếu tố then chốt để kiểm soát và phòng trừ bệnh hiệu quả. Việc này giúp người nông dân áp dụng các biện pháp xử lý kịp thời, ngăn chặn sự lây lan và giảm thiểu thiệt hại. Hiện nay, việc nhận diện bệnh trên lá sầu riêng chủ yếu dựa vào kinh nghiệm thực tế, chưa có sự hỗ trợ của công nghệ gây mất thời gian, có thể thiếu chính xác và không kịp thời. Để giải quyết được hạn chế này, nghiên cứu ứng dụng mạng học sâu trong nhận diện một số bệnh phổ biến dựa trên hình ảnh lá sầu riêng là hướng đi mới đầy tiềm năng và thiết thực cho nông dân trồng sầu riêng.

1.2. Những nghiên cứu liên quan

Đề tài nghiên cứu của Sheenam và Abhay Kumar [1] đề xuất một phương pháp tiếp cận dựa trên CNN nâng cao để tự động phát hiện các bệnh trên cây cà chua bằng cách sử dụng nơ-ron tích chập (CNN) hiệu quả. Các nhà nghiên cứu đã

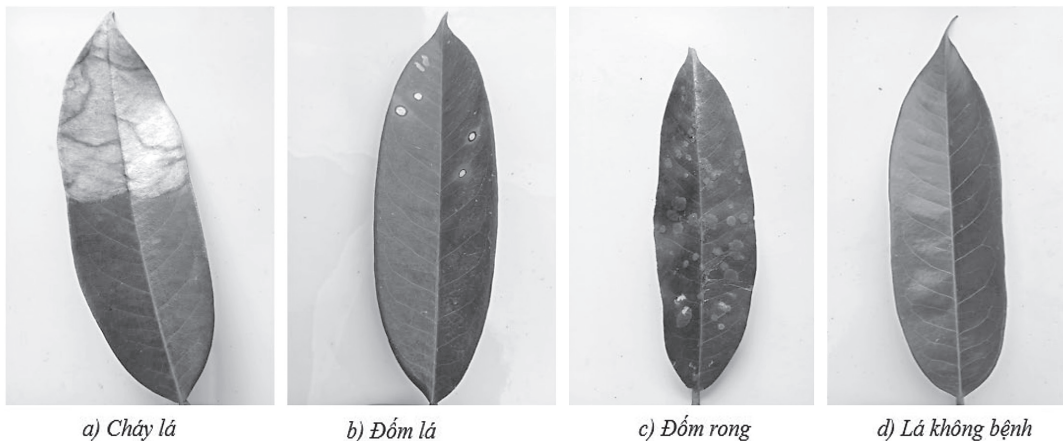
huấn luyện mô hình CNN trên một tập dữ liệu lớn về hình ảnh cây cà chua với các lớp được sửa đổi để phân loại chúng thành cây khỏe mạnh hoặc cây bị bệnh. Phương pháp đề xuất đạt độ chính xác trên 91.66% trong việc phát hiện 3 bệnh phổ biến trên cà chua là bệnh mốc sương sớm, bệnh mốc sương và bệnh đốm lá Septoria. Jay Al Gallenerova cộng sự [2] đã sử dụng mạng thần kinh chuyển đổi MobileNet, một mô hình được huấn luyện trước đủ khả năng xử lý trực quan và sẽ giúp giảm đáng kể thiệt hại kinh tế liên quan đến các bệnh như đốm tảo, cháy lá, đốm lá, lá khỏe. Tổng cộng có bảy mươi lăm (75) mẫu được phân tích và sử dụng ma trận nhầm lẫn để tính toán độ chính xác của hệ thống, là 93.333%. Nhờ đó, kỹ thuật xác định hiệu quả các loại bệnh trên lá sầu riêng nói trên. Nghiên cứu của tác giả Rodica Gabriela Dawod và Ciprian Dobre [3] đã đề xuất và huấn luyện về phương pháp giải đoán ResNet áp dụng trong phân loại bệnh trên lá cây hướng dương cũng đã đạt độ chính xác rất cao 98.02%. N. A. H. A. Halim, S. Suhaila, N. S. A. M Taujuddin1, R. Hazli [4] đã đề xuất và nghiên cứu về nhận dạng loại cây sầu riêng dựa trên lá sầu riêng trên thiết bị di động thực hiện bằng TensorFlow Lite cung cấp quy trình phát triển cho mô hình CNN với kết quả mô hình có độ chính xác là 86.00% khi huấn luyện, 77.78% khi xác thực và 66.67% khi kiểm tra. AL. Sabarre và cộng sự [5] đã phát triển tính năng phát hiện bệnh trên lá sầu riêng trên thiết bị Android và xây dựng một ứng dụng di động độc lập có thể phân loại các bệnh trên lá sầu riêng bằng phương pháp học chuyển giao ứng dụng và mô hình CNN MobileNets được huấn luyện lại. Bộ phân loại có thể phát hiện chính xác 36 trong số 40 mẫu với độ chính xác tổng thể là 90%. Shivani Machha và cộng sự [6] đã sử dụng mạng lưới CNN với mô hình đã được huấn

luyện để xác định bệnh trên lá cây. Phát hiện nhiều loại bệnh trên lá cây như bông, mía, lúa mì, nho. Dữ liệu được xử lý và huấn luyện trên kiến trúc CNN. Thuật toán MobileNet được sử dụng để huấn luyện dữ liệu. Lập trình Python cùng với thư viện Tensor flow/Keras được sử dụng để thao tác phân loại bệnh lá. Mô hình được xây dựng trên Colab với độ chính xác 97.33%.

1.3. Đặc điểm của sầu riêng

Sầu riêng, loại cây ăn quả nhiệt đới lâu năm, mang lại giá trị kinh tế cao và thu nhập bền vững cho người nông dân. Cây được trồng rộng rãi ở khu vực Đông Nam Á, trong đó có Việt Nam. Nổi tiếng với hương vị độc đáo và mùi thơm nồng nàn, sầu riêng dần trở thành một loại trái cây được ưa chuộng. Tuy nhiên, việc trồng sầu riêng

cũng gặp nhiều thách thức do các loại sâu bệnh gây hại. Nổi bật là hơn 10 loại sâu hại như sâu đục cành, đục trái, nhện đỏ, bọ trĩ, tuyến trùng,... Về các loại bệnh, ngoài bệnh xì mủ có khả năng hủy hoại cả vườn cây, sầu riêng còn dễ bị tấn công bởi các bệnh như cháy lá do nấm *Rhizoctonia solani*, đốm lá do nấm *Phomopsis durionis*, và đốm rong do tảo *Cephaleuros virescens*,... Với đặc điểm thực vật học là ra trái trên cành, bộ lá đóng vai trò vô cùng quan trọng đối với sầu riêng nên chất lượng và năng suất của vườn cây đều phụ thuộc vào sức khỏe của bộ lá. Do đó, việc phát hiện sớm các loại bệnh trên lá dựa trên sức khỏe và hình ảnh của lá là yếu tố then chốt để kiểm soát hiệu quả và giảm thiểu thiệt hại kinh tế cho người trồng.



Hình 1. Hình ảnh lá sầu riêng

1.4. Vai trò của học sâu trong nhận diện bệnh trên lá sầu riêng

Kỹ thuật học sâu và máy học đã đóng một vai trò quan trọng trong lĩnh vực nông nghiệp để nhận diện, phân loại và phát hiện bệnh thông qua hình ảnh lá trên cây trồng, trong đó có cây sầu riêng, đồng thời cung cấp các phương tiện phát hiện bệnh trên cây trồng với chi phí thấp, nhanh chóng và đáng tin cậy. Học sâu cho phép hệ thống tự động phân tích hình ảnh lá sầu riêng, trích

xuất các đặc trưng liên quan đến bệnh. Các mạng CNN có thể học các đặc trưng như màu sắc, kết cấu, hình dạng của các loại bệnh. Nhờ khả năng học các đặc trưng phức tạp và mối quan hệ giữa các đặc trưng, hệ thống nhận dạng bệnh dựa trên học sâu có thể phân biệt các loại bệnh khác nhau trên lá sầu riêng một cách chính xác hơn. Từ đó, giúp người nông dân phát hiện bệnh sớm, có biện pháp phòng trừ kịp thời, hạn chế thiệt hại, nâng cao năng suất và chất lượng quả sầu riêng, tăng thu nhập.

1.5. Các mạng nơ-ron trích xuất đặc trưng

1.5.1. MobileNetV3

MobileNetV3 [7] là một trong những mạng CNN được thiết kế đặc biệt để đạt được cân bằng giữa hiệu suất và tài nguyên tích hợp. Được phát triển bởi nhóm nghiên cứu tại Google AI; MobileNetV3 là phiên bản tiếp theo của chuỗi mạng MobileNet, nhằm tối ưu hóa hiệu năng và hiệu quả trong việc triển khai trên các thiết bị di động và đạt được hiệu suất vượt trội so với các mô hình di động hiện đại khác trên nhiều nhiệm vụ nhận dạng hình ảnh, bao gồm phân loại hình ảnh, phát hiện đối tượng và phân đoạn ảnh.

1.5.2. InceptionV3

InceptionV3 [8] là một trong những mạng nơ-ron nổi tiếng, một trong những phiên bản của Inception (mô hình mạng CNN đặc biệt được nghiên cứu bởi Google năm 2014 tham dự cuộc thi ImageNet) có gần 24 triệu tham số, độ sâu 48 lớp có khả năng giảm đáng kể kích thước đầu vào của lớp tiếp theo và được huấn luyện bởi 1000 lớp dữ liệu từ ImageNet. InceptionV3 sử dụng các khối Inception để cải thiện hiệu quả và tốc độ của mạng nơ-ron. Các khối Inception bao gồm các bộ lọc có kích thước khác nhau để trích xuất các đặc trưng hình ảnh ở nhiều thang độ khác nhau giúp thúc đẩy sự phát triển của nhận diện hình ảnh và thị giác máy tính.

1.5.3 VGG19

VGG19 [9] là một mô hình mạng CNN hiệu quả cho nhận dạng hình ảnh quy mô lớn do hai nhà khoa học Simonyan và Zisserman của trường đại học Oxford xây dựng và huấn luyện gồm 19 lớp (16 lớp tích chập và 3 lớp kết nối đầy đủ). Trong cuộc thi ILSVRC năm 2014, VGG19 đã

đạt được thứ hạng đáng kinh ngạc như: hạng nhất ở hạng mục định vị tọa độ vật thể và hạng nhì ở hạng mục phân loại hình ảnh. Kiến trúc mạng này có khoảng 143 triệu tham số, trong đó các tham số được học từ bộ dữ liệu ImageNet chứa 1.2 triệu đối tượng chung của 1000 loại đối tượng khác nhau để huấn luyện. Ước tính chập được cố định 1 pixel cho đệm không gian (spatial padding) của đầu vào lớp tích chập sao cho độ phân giải không gian được bảo toàn sau khi tích chập. Đệm không gian được thực hiện bởi năm lớp tổng hợp tối đa (max pooling) theo sau một số lớp tích chập. Max-pooling được thực hiện trên cửa sổ 2x2 pixel với bước trượt (stride) là 2. Tiếp theo là đơn vị tuyến tính chỉnh lưu (Rectified linear unit (ReLU)) để làm cho mô hình phân loại tốt hơn và cải thiện thời gian tính toán vì các mô hình trước đó sử dụng các hàm tanh hoặc sigmoid.

1.6 Các độ đo đánh giá mô hình

Để xác định trọng số cho biết hiệu quả của các mô hình thì các thông số precision, recall, Acc và F1-score được xác định bằng các công thức từ (1) - (4). Trong đó, TP (true positive) là tổng số ảnh của lớp đang xét được phân loại đúng, FP (fault positive) là tổng số ảnh phân loại sai vào lớp đang xét, TN (true negative) là tổng số ảnh của lớp khác được phân loại đúng, FN (fault negative) là tổng số ảnh của lớp đang xét bị phân loại vào lớp khác, Accuray là độ chính xác của mô hình [10].

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Accuray} = \frac{TP + TN}{(TP + FP + TN + FN)} \times 100\% \quad (3)$$

$$F1 - \text{score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

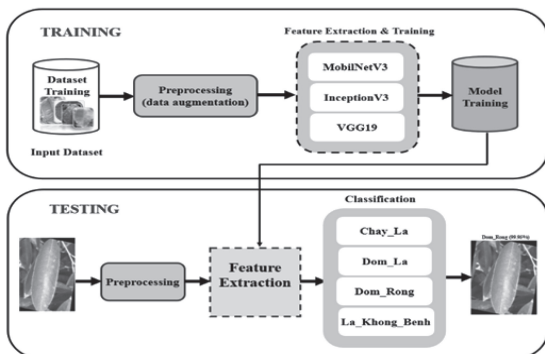
Để đánh giá độ mất mát (tỷ lệ tiên đoán lỗi), chúng tôi sử dụng độ đo Loss. Độ đo Loss được tính bằng công thức số (5) sau khi có được công thức số (3) và (4).

$$Loss = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - R_i)^2} \quad (5)$$

2. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

2.1. Phương pháp đề xuất

Trong nghiên cứu này, sử dụng phương pháp học chuyển giao dựa trên kỹ thuật học sâu với ba mô hình mạng đề xuất là MobileNetV3, InceptionV3 và VGG19 để nhận diện một số bệnh phổ biến trên cây sầu riêng như: cháy lá, đốm lá, đốm rong và lá không bệnh thông qua hình ảnh thể hiện trên lá và so sánh, lựa chọn mô hình tốt nhất trong ba mô hình đã đề xuất. Mô hình đề xuất gồm 2 giai đoạn là huấn luyện (training) và kiểm thử (testing). Chi tiết của các giai đoạn được thể hiện ở Hình 2.



Hình 2. Mô hình đề xuất nhận diện một số bệnh phổ biến trên cây sầu riêng

Bảng 1. Các kịch bản được đề xuất và các tham số huấn luyện

Kịch bản	Kiến trúc mạng	Epochs	Learning rate	Input shape	Activation Function
1	MobileNetV3	100	1e-5	224x224	Softmax
2	Inception	100	1e-5	224x224	Softmax
3	VGG19	100	1e-5	224x224	Softmax

2.1.1. Huấn luyện mô hình

Ở giai đoạn tiền xử lý, chúng tôi thực hiện chuẩn hóa kích thước ảnh thành 224 x 224 pixel, đây là kích thước phù hợp để tạo bản vá từ hình ảnh đầu vào. Sau đó, chúng tôi tiến hành tăng cường dữ liệu bằng cách xoay, lật ảnh ngẫu nhiên, cắt xén, thay đổi độ sáng của ảnh và gán nhãn cho dữ liệu. Sau quá trình tiền xử lý dữ liệu, chúng tôi tiến hành rút trích đặc trưng các đặc điểm của các loại bệnh trên ảnh lá sầu riêng thu thập được và tiến hành huấn luyện bằng phương pháp học sâu gồm các mô hình MobileNetV3, InceptionV3 và VGG19 như đã trình bày ở phần mô hình đề xuất ở trên (Hình 2).

2.1.2. Kiểm thử

Ở giai đoạn kiểm thử, dữ liệu đầu vào sẽ là tập dữ liệu hình ảnh được mô tả trong phần 2.2.2 để nhận dạng và phân loại bệnh lá sầu riêng. Ở quá trình tiền xử lý, ảnh đầu vào sẽ được chuẩn hóa về kích thước thành 224 x 224, sau đó sẽ tiến hành đưa qua mô hình đã được huấn luyện để tiến hành dự đoán. Kết quả kiểm thử sẽ đưa ra một trong bốn kết luận là: cháy lá, đốm lá, đốm rong hoặc lá không bệnh.

2.2 Kết quả thực nghiệm

2.2.1. Các kịch bản áp dụng

Để tiến hành thực nghiệm cho mô hình đề xuất, chúng tôi thực hiện ba kịch bản như trong Bảng 1 với các tham số huấn luyện:

2.2.2. Môi trường cài đặt và tập dữ liệu thực nghiệm

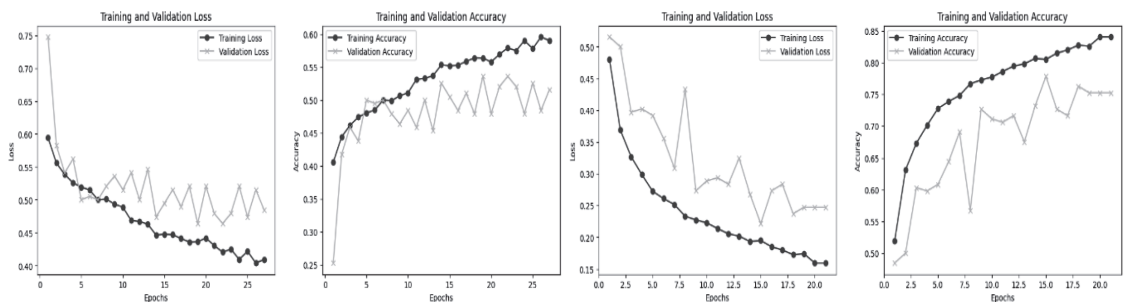
a. *Môi trường cài đặt:* Hệ thống được cài đặt bằng ngôn ngữ Python và chạy trên cùng một môi trường Google Colab Pro (T4 GPU). Thư viện hỗ trợ huấn luyện mô hình mạng sử dụng là Tensorflow và Keras.

b. *Tập dữ liệu thực nghiệm:* Tập dữ liệu được chúng tôi thu thập về từ trang roboflow.com và chụp từ các vườn sầu riêng ở Vĩnh Long vào năm 2023. Tập dữ liệu bao gồm 3256 hình ảnh với kích thước hình ảnh khác nhau. Sau khi sử dụng các thuật toán tăng cường dữ liệu, chúng tôi có tổng cộng 8682 ảnh. Sử dụng 80% cho tập huấn luyện mô hình (6957) và 20% cho kiểm thử mô hình (1725). Các hình ảnh ở định dạng JPG, JPEG và được phân loại thành bốn loại: cháy lá, đốm lá, đốm rong và lá không bệnh.

Trong quá trình huấn luyện, chúng tôi chọn giá trị 224 x 224 cho kích thước ảnh đầu vào. Hình 3 thể hiện giá trị Loss và Accuracy của các kích bản 1, kích bản 2 và kích bản 3. Giá trị validation loss của các kích bản lần lượt là 0.5155, 0.2933, 0.6946. Tuy nhiên, kích bản 1, 2 có validation loss thấp hơn kích bản 3 nhưng có biểu hiện không ổn định và có những điểm tăng lên cho thấy mô hình huấn luyện chưa tối ưu, có thể dẫn đến sai lệch trong quá trình dự đoán; đối với kích bản 3, giá trị validation loss tuy cao hơn hai kích bản còn lại nhưng validation loss và training loss có xu hướng giảm đều và song song nhau qua từng epoch cho thấy mô hình học tốt và không có dấu hiệu của hiện tượng overfitting. Độ chính xác của các kích bản lần lượt là 52.33%, 89.48%, 95.87%. Kết quả thực nghiệm cho thấy kích bản 3 có độ chính xác cao hơn trên tập dữ liệu đề xuất phù hợp cho nhận dạng bệnh trên lá sầu riêng trong thực tế.

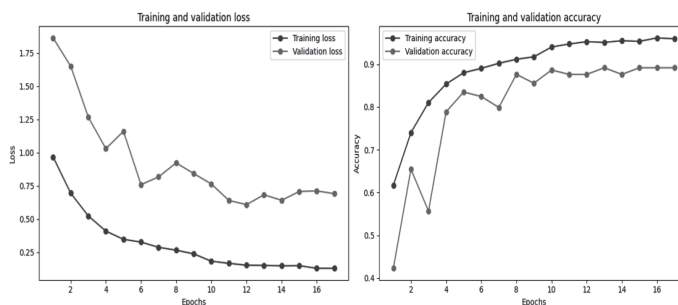
2.2.3. Các kết quả thực nghiệm

a. Độ đo Loss và Accuracy



a) Kích bản 1

b) Kích bản 2



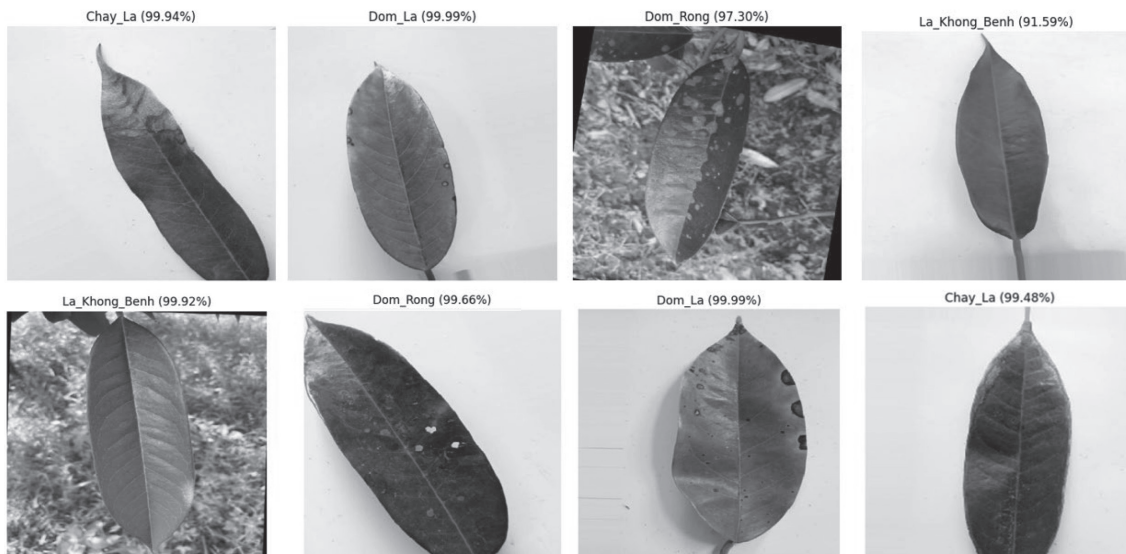
c) Kích bản 3

Hình 3. Biểu đồ về độ đo Accuracy và Loss của kích bản 1, 2 và 3

b. Một số kết quả thực nghiệm

Một số kết quả thực nghiệm của quá trình nhận diện và phân loại một số loại

bệnh trên hình ảnh lá sầu riêng dựa trên mô hình mạng đề xuất được thể hiện ở Hình 4



Hình 4. Một số kết quả thực nghiệm

Qua thực nghiệm đã chứng minh hiệu quả cao của mô hình trong việc nhận diện các loại bệnh trên lá sầu riêng được đề xuất. Đối với các bệnh có sự khác biệt về màu sắc, đặc điểm, hình dạng và kích thước, mô hình kịch bản 3 vẫn cho kết quả nhận dạng chính xác cao trong các trường hợp khác nhau của tập dữ liệu kiểm thử.

3. KẾT LUẬN

Bài báo này trình bày nghiên cứu ứng dụng phương pháp học sâu để nhận diện một số loại bệnh phổ biến trên lá sầu riêng thông qua hình ảnh. Việc nhận diện mang ý nghĩa quan trọng trong việc giúp người nông dân xác định chính xác loại bệnh và điều trị kịp thời, góp phần nâng cao năng suất và lợi nhuận từ cây sầu riêng. Chúng tôi đã sử dụng các kiến trúc mạng học sâu tiêu biểu hiện nay bao gồm MobileNetV3, InceptionV3 và VGG19 để so sánh kết quả giữa các kiến trúc góp phần đánh giá và lựa chọn được phương pháp phù hợp. Kết

quả thử nghiệm cho thấy mô hình VGG19 đạt độ chính xác cao nhất lên đến 95.87% (so với một số nghiên cứu có liên quan cho thấy mô hình VGG19 có độ chính xác cao hơn nghiên cứu của Sheenam và Abhay Kumar [1], Jay Al Gallenero và cộng sự [2], N. A. H. A. Halim và cộng sự [4], AL. Sabarre và cộng sự [5] lần lượt là 4.21%, 2.54%, 18.9% và 5.87%). Đồng thời, chúng tôi cũng xây dựng được bộ dữ liệu riêng biệt để nhận diện một số loại bệnh trên lá sầu riêng dựa trên hình ảnh của chúng. Nghiên cứu này khẳng định tiềm năng to lớn của học sâu trong việc nhận diện bệnh sầu riêng. Độ chính xác và độ tin cậy cao của mô hình mở ra hướng đi mới cho việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào lĩnh vực nông nghiệp. Hướng nghiên cứu tiếp theo là áp dụng mô hình trên nhiều loại mạng khác nhau và mở rộng phạm vi nhận diện sang nhiều loại bệnh phổ biến trên lá và quả sầu riêng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Kumar, A. (2023, June). Advanced CNN-Based Approach for Accurate Tomato Plant Disease Recognition. In 2023 3rd International Conference on Intelligent Technologies (CONIT) (pp. 1-5). IEEE.
- [2] Al Gallenero, J., & Villaverde, J. (2023, March). Identification of Durian Leaf Disease Using Convolutional Neural Network. In 2023 15th International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE) (pp. 172-177). IEEE.
- [3] Dawod, R. G., & Dobre, C. (2022). ResNet interpretation methods applied to the classification of foliar diseases in sunflower. *Journal of Agriculture and Food Research*, 9, 100323.
- [4] Halim, N. A. H. A., Sari, S., Taujuddin, N. S. A. M., & Roslan, H. (2023). Durian Tree Type Identification Based on Durian Leaves. *Evolution in Electrical and Electronic Engineering*, 4(1), 551-558.
- [5] Sabarre, A. L., Navidad, A. S., Torbela, D. S., & Adtoon, J. J. (2021). Development of durian leaf disease detection on Android device. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 11(6), 4962.
- [6] Machha, S., Jadhav, N., Kasar, H., & Chandak, S. (2020). Crop leaf disease diagnosis using convolutional neural network. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 7(02).
- [7] Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L., Chen, B., Tan, M., ... & Adam, H. (2019). Searching for mobilenetv3. *CoRR abs/1905.02244* (2019). arXiv preprint arXiv:1905.02244.
- [8] Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2015). Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. arXiv: 1512.00567 [cs]. arXiv preprint arXiv:1512.00567.
- [9] Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2015). Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. arXiv: 1512.00567 [cs]. arXiv preprint arXiv:1512.00567.
- [10] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556.