



Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ

Phần A: Khoa học Tự nhiên, Công nghệ và Môi trường

website: ctujsvn.ctu.edu.vn



DOI:10.22144/ctu.jvn.2022.157

NHẬN DẠNG BỆNH TRÊN LÁ LÚA BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC CHUYỂN GIAO

Trương Thị Phương Thanh¹ và Nguyễn Thái Nghe^{2*}

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

²Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ

*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Nguyễn Thái Nghe (email: ntnghe@cit.ctu.edu.vn)

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 11/01/2022

Ngày nhận bài sửa: 17/02/2022

Ngày duyệt đăng: 18/03/2022

Title:

Rice leaf disease detection using transfer learning

Từ khóa:

Học sâu, học chuyển giao, nhận dạng bệnh trên lá lúa, nông nghiệp thông minh

Keywords:

Deep learning, rice leaf disease detection, transfer learning, smart agriculture

ABSTRACT

Smart agriculture is a research and application trend which is receiving high attention. The development of agriculture, especially rice, is one of the important sector in socio-economic development. Rice is a product with great advantages of the Mekong Delta region, however, the difficulty in rice cultivation is the occurrence of diseases such as rice blast, brown spot, leaf blight and thorny beetle that causes reduction in both yield and quality of rice cultivation. Therefore, the detection of common diseases on rice in order to help farmers to improve productivity is an urgent need. This study proposes a solution to identify diseases on rice leaves by deep learning model. The model has applied transfer learning with Inception V3 deep learning model to classify some common diseases on rice leaves. Experiments on a dataset of 2,500 images showed that the model had an accuracy of 97.4%. This result is very feasible and applicable to predict diseases on rice leaves through photographs, thereby proposing appropriate prevention and treatment solutions to help farmers improving rice productivity.

TÓM TẮT

Nông nghiệp thông minh là xu hướng nghiên cứu và ứng dụng rất được quan tâm gần đây. Phát triển ngành nông nghiệp, đặc biệt là cây lúa, là một trong những lĩnh vực quan trọng trong phát triển kinh tế, xã hội. Cây lúa là một sản phẩm có lợi thế lớn của vùng đồng bằng sông Cửu Long, nhưng khó khăn trong trồng lúa là việc xuất hiện những loại bệnh như đạo ôn, đốm nâu, cháy bìa lá và bọ gai đã làm giảm cả sản lượng và chất lượng của việc trồng lúa. Vì vậy, việc phát hiện các bệnh phổ biến trên cây lúa nhằm giúp người dân nâng cao năng suất là vấn đề cấp thiết. Nghiên cứu này đề xuất giải pháp trong nhận dạng bệnh hại trên lá lúa bằng mô hình học sâu. Mô hình đã ứng dụng việc học chuyển giao với mô hình học sâu Inception V3 để phân lớp một số loại bệnh phổ biến trên lá lúa. Thực nghiệm trên tập dữ liệu thu thập từ các nguồn khác nhau bao gồm 2.500 hình ảnh cho thấy mô hình đạt độ chính xác 97,4%. Kết quả này rất khả thi để ứng dụng vào thực tế nhằm dự đoán các loại bệnh trên lá lúa thông qua ảnh chụp, từ đó đề xuất giải pháp phòng trị phù hợp giúp người dân nâng cao năng suất trồng lúa.

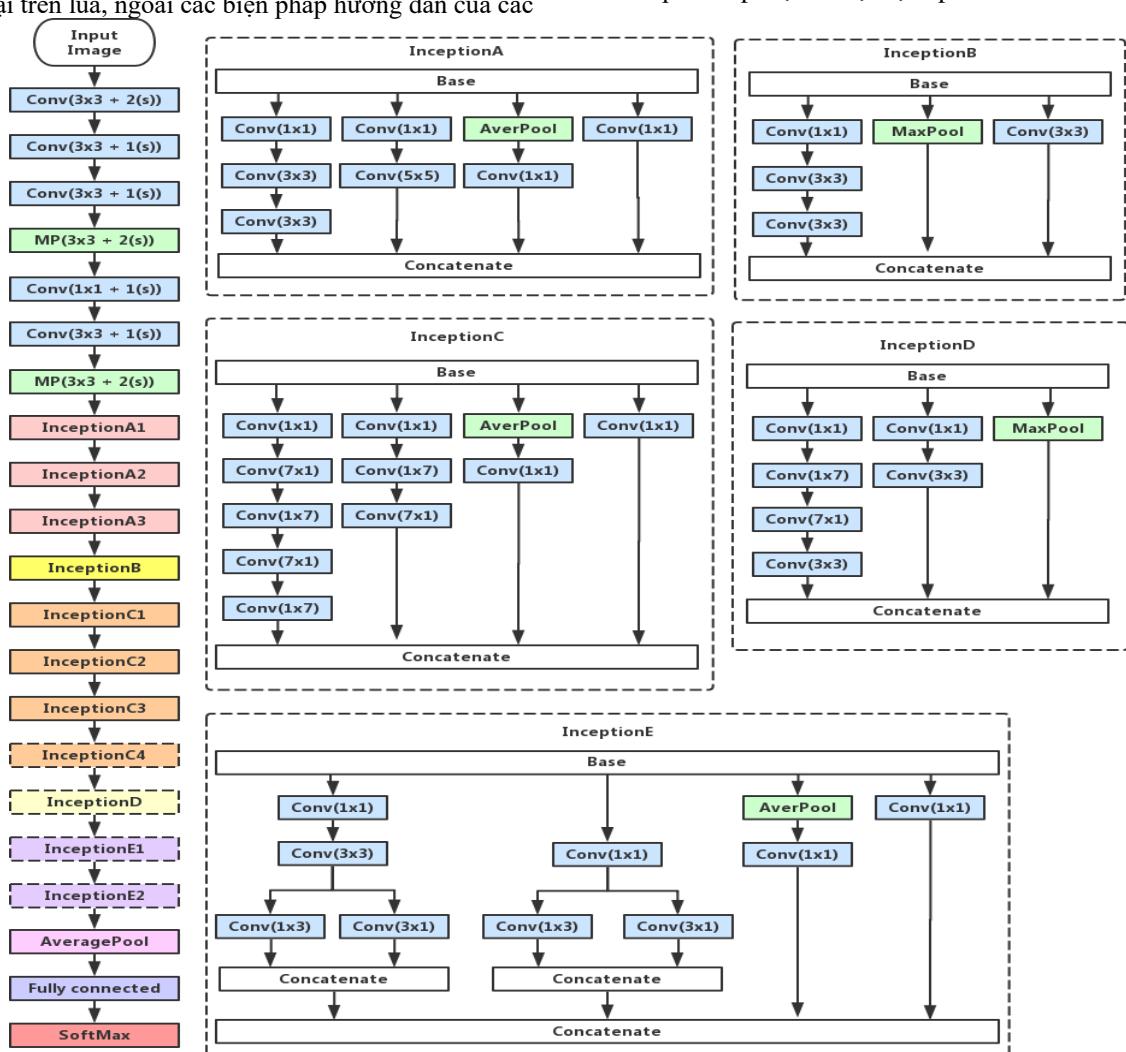
1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, nước ta nói chung và đồng bằng sông Cửu Long nói riêng đã có sự chuyển đổi trong canh tác lúa, như từ sản xuất một vụ trên năm đã tăng lên ba vụ trên năm, giúp đưa Việt Nam trở thành nước xuất khẩu gạo đứng thứ hai trên thế giới (sau Thái Lan). Việc áp dụng kỹ thuật cao và máy móc hiện đại giúp người nông dân trồng lúa làm việc dễ dàng và nhanh chóng hơn.

Tuy nhiên, với điều kiện thời tiết khắc nghiệt, cùng việc thoái hóa của đất thi cây lúa đang gặp rất nhiều bệnh trong quá trình sinh trưởng như: bệnh đạo ôn, đốm nâu, bệnh cháy bìa lá,... đây là một trong những bệnh cần được phát hiện sớm để phòng tránh và điều trị kịp thời nhằm không ảnh hưởng đến năng suất. Nhằm phòng tránh sự gây hại của bệnh hại trên lúa, ngoài các biện pháp hướng dẫn của các

chuyên gia nông nghiệp như: áp dụng IPM, 3 giâm 3 tảng, vệ sinh đồng ruộng, chuyên đội cày trồng theo mùa vụ,... thì việc chủ động tìm kiếm giải pháp phát hiện bệnh sớm cần được chú trọng. Thực tiễn sản xuất đòi hỏi phải tìm ra giải pháp hỗ trợ người nông dân có công cụ tốt để phục vụ sản xuất nhằm tạo ra sản xuất an toàn, bền vững và lâu dài, đáp ứng nhu cầu lương thực trong nước và xuất khẩu giúp nâng cao đời sống cho người nông dân.

Làm thế nào để hỗ trợ người nông dân kịp thời phát hiện các bệnh phổ biến trên cây lúa để canh tác hiệu quả là một nhu cầu rất cần thiết. Trong bài viết này, mô hình nhận diện bệnh trên lá lúa dựa trên ảnh chụp từ lá lúa được đề xuất nhằm đề xuất giải pháp phòng trị kịp thời cho người dân bằng cách ứng dụng việc học chuyển giao với mô hình học sâu Inception V3 để phân lớp một số loại bệnh phổ biến trên lá lúa.



Hình 1. Kiến trúc của mô hình Inception v3

2. CÁC CÔNG TRÌNH NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Đề tài nhận dạng bệnh hại trên lúa đã được nhiều nhà nghiên cứu trong và ngoài nước quan tâm vì tính cấp thiết của nó. Giải pháp nhận dạng bệnh trên lúa từ thiết bị di động thông minh được nghiên cứu bởi Hòa (2016) là một giải pháp trong nhận dạng bệnh hại trên lúa thông qua ảnh chụp từ thiết bị di động. Các tác giả đã sử dụng phương pháp rút trích đặc trưng SIFT sau đó phân lớp bằng mô hình máy học SVM. Kết quả kiểm thử từ tập ảnh thu thập từ thực tế cho thấy độ chính xác đạt 79,63%.

Một nghiên cứu khác trong các đề tài (Ahmed et al., 2019) đã sử dụng giải thuật máy học trong dự đoán. Dữ liệu sau khi tiền xử lý được huấn luyện bằng 4 thuật toán máy học KNN (K-Nearest Neighbours), J48 (Decision Trees), Naive Bayes và Logistic Regression. Chen et al. (2020) đã sử dụng mô hình DenseNet – Inception để giải quyết bài toán nhận dạng bệnh trên lúa. Tương tự, Matin (2020) đã sử dụng mô hình AlexNet để phát hiện ba loại bệnh phổ biến trên lá lúa là bệnh bắc lá do vi khuẩn, bệnh đốm nâu và bệnh đốm lá. Nghiên cứu của Deng (2021) sử dụng phương pháp tập hợp mô hình (Ensemble model) để chẩn đoán sáu loại bệnh hại lúa, độ chính xác tổng thể đạt được là 91%.

Trong nghiên cứu này, một giải pháp trong nhận dạng bệnh hại trên lá lúa là phương pháp học chuyên giao (transfer learning) với mô hình học sâu Inception V3 được đề xuất để phân lớp một số loại

bệnh phổ biến trên lá lúa. Mô hình Inception V3 là 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). Về mặt kiến trúc, mô hình kế thừa từ Inception V1, nó có gần 24 triệu tham số và có độ sâu 48 lớp. Inception V3 được huấn luyện bởi 1.000 lớp dữ liệu từ ImageNet dataset. Mô hình Inception V3 có khả năng giảm đáng kể kích thước đầu vào của lớp tiếp theo. Trong mô hình Inception V3, các module này được kết nối với nhau để đạt được tính năng khai thác tối đa. Mỗi module có nhiều nhánh với các kích thước nhân nhau 1x1, 3x3, 5x5 và 7x7. Các bộ lọc này trích xuất và ghép các tỷ lệ khác nhau bằn đồ đặc trưng và gửi sự kết hợp đến giai đoạn tiếp theo. Các chap 1 x 1 trong mỗi module Inception được sử dụng để giảm kích thước trước khi áp dụng tính toán tích chap 3 x 3, 5 x 5. Thừa số hóa (factorization) của tích chap 5 x 5 và 7 x 7 được sử dụng vào lớp tích chap nhỏ hơn (3 x 3) hoặc lớp tích chap bất đối xứng (1 x 7, 7 x 1) làm giảm số lượng tham số DNN, được thể hiện chi tiết ở Hình 1 kiến trúc của mô hình Inception v3.

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

3.1. Dữ liệu thực nghiệm

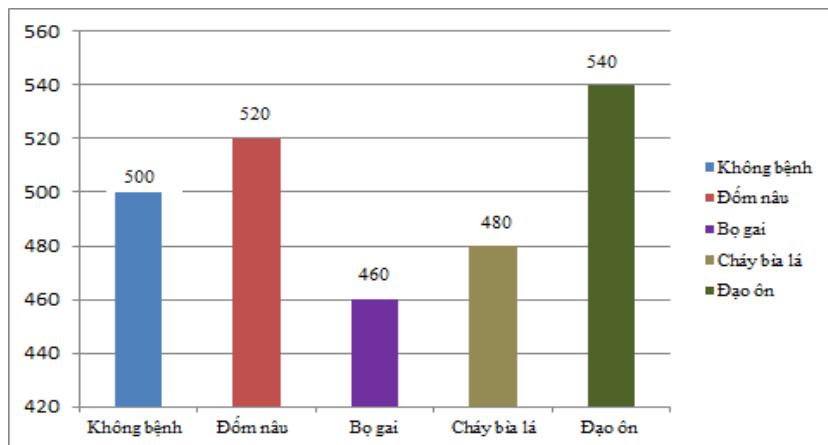
Dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình được thu thập từ các nguồn khác nhau như trình bày trong Hình 2. Ảnh bệnh lúa sẽ được nhận dạng trong bài toán này gồm 4 loại bệnh: đốm nâu, bọ gai, cháy bìa lá và đạo ôn và lúa khỏe.



Hình 2. Năm ảnh về bệnh trên lá lúa được thu thập

Dữ liệu 4 loại bệnh trên lá lúa và lúa khỏe gồm 2.500 ảnh được thu thập từ Internet như phân bố trong Hình 3. Các ảnh gốc có độ phân giải khác nhau và do dữ liệu về lá lúa có kích thước dạng hình chữ nhật,

nhật, nên tập dữ liệu này được tiền xử lý để điều chỉnh các ảnh về cùng kích thước 300 x 150 pixels; sử dụng 80% cho huấn luyện mô hình (2.000 ảnh) và 20% cho kiểm thử mô hình (500 ảnh).

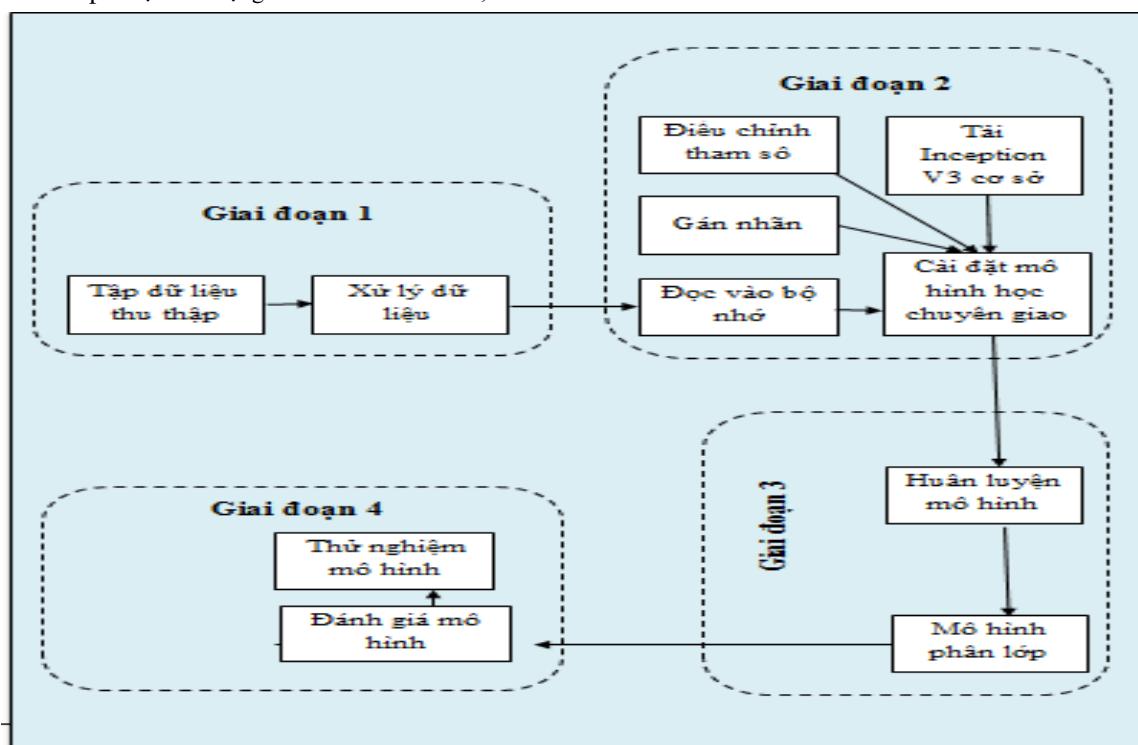


Hình 3. Năm loại ảnh về bệnh trên lá lúa được thu thập

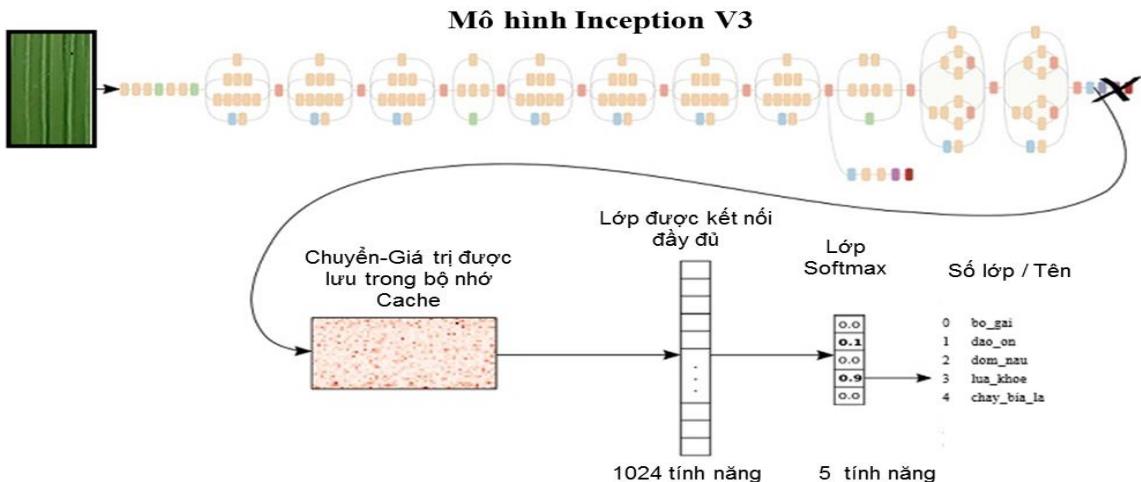
3.2. Mô hình đề xuất

Phương pháp nhận dạng bệnh trên lá lúa được đề xuất gồm các giai đoạn chính. Giai đoạn 1: Xử lý tập dữ liệu, sau khi thu thập một số lượng ảnh các loại bệnh, các phần mềm như PhotoWonder, Adobe Photoshop được sử dụng để chỉnh sửa ảnh, làm

nghiêng, chèn, đổi nền để tạo thêm ảnh mới nhằm tăng kích thước cơ sở dữ liệu; Giai đoạn 2: Xây dựng mô hình học chuyển giao; Giai đoạn 3: Huấn luyện mô hình; Giai đoạn 4: Đánh giá và thử nghiệm mô hình. Chi tiết các giai đoạn được trình bày trong Hình 4.



Hình 4. Các giai đoạn xây dựng và kiểm tra mô hình



Hình 5. Nhận dạng bệnh trên lá lúa bằng mô hình học chuyển giao (Ji, 2016)

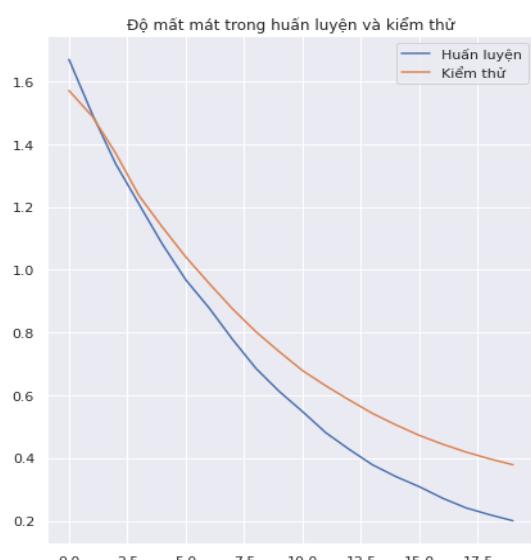
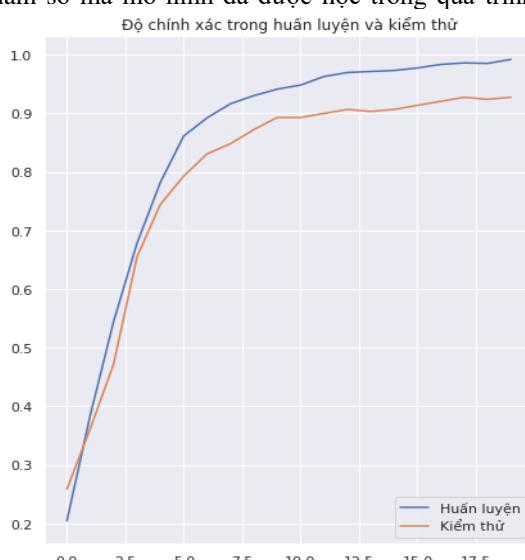
Hình 5 minh họa mô hình đề xuất việc nhận dạng bệnh trên lá lúa bằng phương pháp học chuyển giao Inception V3 (Ji, 2016). Mô hình này được phát triển bởi Google và đã được huấn luyện trước trên tập dữ liệu ImageNet (gồm 1,4 triệu ảnh và 1.000 lớp). Với mục đích sử dụng trong bài toán phân loại bệnh trên lúa, mô hình Inception V3 sẽ được tách bỏ lớp cuối và thay thế vào đó là hàm phân loại softmax cho 5 lớp tương ứng với 4 loại bệnh và lúa khỏe.

Ưu điểm của phương pháp học chuyển giao là cho phép huấn luyện lớp cuối cùng của một mô hình hiện có, nhằm giảm đáng kể không chỉ thời gian huấn luyện mà còn cả kích thước của tập dữ liệu. Việc huấn luyện lại lớp cuối cùng có thể duy trì các tham số mà mô hình đã được học trong quá trình

huấn luyện ban đầu và áp dụng nó vào tập dữ liệu mới (bệnh trên lá lúa) dẫn đến việc phân loại chính xác cao mà không cần tốn nhiều thời gian sức mạnh tính toán của máy tính.

4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Hình ảnh ban đầu sẽ được chuẩn hóa về kích thước 300×150 . Mô hình sử dụng hàm tối ưu Adam với tốc độ học là 0,0001 và thử nghiệm trên 10 epochs, 20 epochs, 30 epochs, 40 epochs. Các tham số này có thể xác định bằng phương pháp tìm kiếm siêu tham số. Hình 6 minh họa độ chính xác và độ lỗi trong quá trình huấn luyện cho thấy độ chính xác tăng sau các lần lặp, độ lỗi giảm dần và ổn định sau 40 epochs.



Hình 6. Độ chính xác và độ mất mát trong quá trình huấn luyện

Hình 7 trình bày kết quả ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) trên tập dữ liệu kiểm thử. Kết quả này cho thấy việc phân lớp nhầm rất ít xảy ra cho các ảnh thuộc lớp bệnh trên lá lúa.

Nhận dự đoán	bo_gai	0	0	0	2
chay_bia_la	1	94	1	0	0
dao_on	0	1	102	1	0
dom_nau	0	1	0	101	0
khong_benh	4	1	1	0	96
	bo_gai	chay_bia_la	dao_on	dom_nau	khong_benh
	Nhận đúng				

Hình 7. Ma trận nhầm lẫn

Để đánh giá khả năng phân lớp của mô hình, cũng so sánh với một phương pháp cơ sở (baseline) trong máy học truyền thống là mô hình SVM. Để sử dụng mô hình SVM, các ảnh đầu vào cần được trích xuất đặc trưng trước khi huấn luyện. Thực nghiệm này dùng phương pháp trích xuất đặc trưng ORB (Oriented fast and Rotated BRIEF) – là một bộ mô tả nhị phân rất nhanh dựa trên phương pháp BRIEF, có khả năng quay bát biến và có khả năng chống nhiễu, nhanh hơn đặc trưng SIFT (Hòa, 2016). Bảng 1 so sánh độ chính xác của mô hình học chuyên giao và SVM (SVM được sử dụng với tham số mặc định trong gói sklearn với batch_size = 32, lr = 0,0001, momentum = 0,9, epochs = 40). Kết quả cho thấy phương pháp học chuyên giao đạt độ chính xác 97,4%, cải thiện hơn so với phương pháp máy học truyền thống.

Bảng 1. So sánh độ chính xác giữa các mô hình trên tập kiểm thử

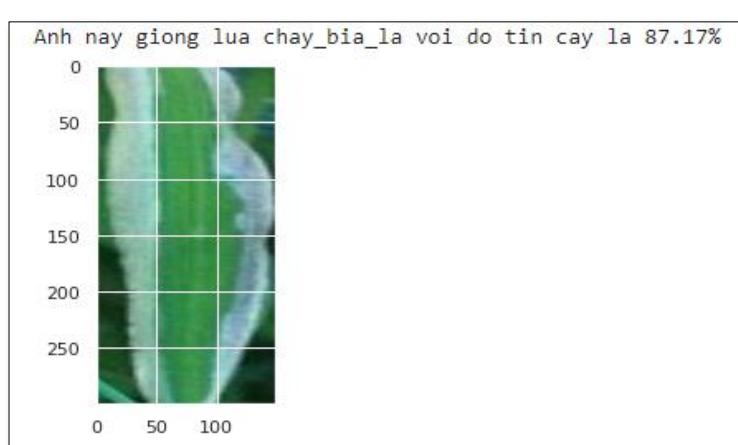
Mô hình	Độ chính xác (%)
Inception V3	97,4
SVM	89,6

Sau khi huấn luyện và kiểm thử mô hình, tính khả thi được tiến hành kiểm tra với 40 mẫu ảnh thực tế trên từng lớp được chụp vào tháng 10 năm 2021 tại ruộng lúa ở xã An Phước, huyện Mang Thít, tỉnh Vĩnh Long. Hình ảnh được thu thập ngoài thực tế bằng camera điện thoại không trùng với các hình ảnh đã được huấn luyện trong tập dữ liệu, việc nhận dạng bệnh trên lá lúa sớm là một giải pháp cần thiết phục vụ cho quá trình sản xuất của người nông dân hiện nay.

Độ chính xác từng lớp của mô hình được trình bày chi tiết trong Bảng 2. Kết quả trung bình đạt độ chính xác 96%. Hình ảnh trực quan về việc nhận dạng của 1 ảnh từ ứng dụng được minh họa trong Hình 8.

Bảng 2. Chi tiết độ chính xác trên từng lớp

Tên bệnh	Số ảnh nhận đạng đúng	Số ảnh nhận đạng sai	Độ chính xác (%)
Bọ gai	37	3	92,5
Đao ôn	38	2	95,0
Đớm nâu	39	1	97,5
Cháy bìa lá	38	2	95,0
Không bệnh	40	0	100,0
Trung bình			96,0



Hình 8. Hiển thị tên lúa bệnh và độ tin cậy

Kết quả của thực nghiệm đã cho thấy việc ứng dụng mô hình học chuyên giao trong nhận dạng bệnh trên lá lúa là hoàn toàn khả thi, ứng dụng này có thể đáp ứng được việc hỗ trợ nông dân phát hiện bệnh hại lúa để có biện pháp phòng trị kịp thời.

5. KẾT LUẬN

Mô hình học chuyên giao trong nhận dạng bệnh trên lá lúa được đề xuất trong nghiên cứu này. Mô hình đã đáp ứng được mục tiêu ban đầu là phát

hiện và chẩn đoán tên của loại bệnh hại trên lá lúa, từ đó đưa ra giải pháp phòng trị kịp thời cho người dân. Trong nghiên cứu này, 4 loại bệnh hại trên lá lúa phổ biến ở Việt Nam được tập trung nhân dạng là bệnh đạo ôn, bệnh đóm nâu, bệnh cháy bìa lá và bệnh bọ gai. 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

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Hòa, N. H., Phuong, L. T., & Nghe, N. T. (2016). Giải pháp nhận dạng bệnh trên lúa từ thiết bị di động thông minh. *Kỷ yếu Hội nghị khoa học công nghệ quốc gia lần thứ IX* (59-164) Nhà xuất bản Khoa học tự nhiên và Công nghệ.
- Ahmed, K. T. R., Shahidi, S. M., Irfanul, A., & Momen, S. (2019). Rice Leaf Disease Detection Using Machine Learning Techniques. *International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI)* (pp. 1-5), doi: 10.1109/STI47673.2019.9068096
- Chen, J., Zhang, D., Nanehkaran, Y. A., & Li, D. (2020). Detection of rice plant diseases based on deep transfer learning. *J Sci Food Agric*, 100, 3246-3256. <https://doi.org/10.1002/jsfa.10365>

một phần vào quá trình xây dựng và phát triển các giải pháp nông nghiệp thông minh.

Trong tương lai, nhiều loại bệnh hại khác trên lá lúa sẽ được bổ sung, đặc biệt phát triển ứng dụng với tính năng tự động huấn luyện khi được thêm hình ảnh. Bên cạnh đó, việc so sánh với các mô hình học sâu khác cũng sẽ được thực hiện.

- Matin, M., Khatun, A., Moazzam, M., & Uddin, M. (2020). An Efficient Disease Detection Technique of Rice Leaf Using AlexNet. *Journal of Computer and Communications*, 8, 49-57. doi: 10.4236/jcc.2020.812005
- Deng, R., Tao, M., Xing, H., Yang, X., Liu, C., Liao, K., & Qi, L. (2021). Automatic Diagnosis of Rice Diseases Using Deep Learning. *Frontiers in Plant Science*, 12, 701038. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.701038>
- Ji, Q., Huang, J., He, W., & Sun, Y. (2019). Optimized Deep Convolutional Neural Networks for Identification of Macular Diseases from Optical Coherence Tomography Images. *Algorithms*, 12, 51. <https://doi.org/10.3390/a12030051>