

NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG MÔ HÌNH SỬ DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TÍCH HỢP TRONG ỨNG DỤNG DI ĐỘNG ĐỂ PHÂN LOẠI MỘT SỐ LOẠI BỆNH TRÊN CÂY LÚA

Nguyễn Đình Công¹

TÓM TẮT

Trong nông nghiệp thông minh, một ứng dụng di động nhỏ gọn và chính xác sẽ rất hữu ích trong việc hỗ trợ người nông dân phát hiện và theo dõi các bệnh trên cây lúa từ đó có giải pháp tiêu diệt, kiểm soát một cách hiệu quả. Trong bài báo này, ứng dụng trên di động để tự động phân loại chính xác một số bệnh trên lúa từ hình ảnh được đề xuất xây dựng. Để làm được như vậy, một mô hình mạng nơ ron tích chập (CNN) được đề xuất thiết kế. Mô hình CNN đưa ra đạt được hiệu suất cân bằng rất tốt giữa độ chính xác và hiệu quả về thời gian so với các mô hình hiện đại hiện nay. Ứng dụng được cài đặt thành công trên điện thoại thông minh.

Từ khóa: CNN, ứng dụng di động, bệnh trên lúa.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ngành nông nghiệp là một trong những ngành mũi nhọn ở Việt Nam. Dựa trên báo cáo của Tổng cục thống kê Việt Nam, ngành nông nghiệp đã đóng góp 23,52% vào tổng tăng trưởng kinh tế năm 2021, chứng tỏ vai trò là trụ cột quan trọng của nền kinh tế Việt Nam. Trong tăng trưởng nông nghiệp, ngành lúa gạo được coi là một trong những nền tảng quan trọng nhất, nó đóng góp 30% vào giá trị sản xuất nông nghiệp nói chung.



Hình 1. Ví dụ về cách người nông dân chăm sóc mùa màng [20]

Cây lúa đã được trồng ở Việt Nam khoảng hai nghìn năm, nhưng việc ứng dụng khoa học công nghệ vào sản xuất còn hạn chế, chưa theo kịp thế giới. Ở nhiều vùng, việc chăm sóc

¹ Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Hồng Đức; Email: nguyendinhcong@hdu.edu.vn

và phát hiện sâu bệnh trên lúa còn dựa nhiều vào kinh nghiệm thủ công (hình 1). Trong thực tế, một số loại bệnh bà con cần phát hiện sớm để có giải pháp loại bỏ nhanh bởi sự ảnh hưởng trực tiếp của nó đến sản lượng cây lúa (trung bình giảm khoảng 15%). Vì vậy bên cạnh những kinh nghiệm thủ công, cần phải có hệ thống phát hiện bệnh hại lúa tự động để đưa ra các giải pháp tối ưu từ chuyên gia, giúp nông dân tiết kiệm thời gian, công sức [1].

Nhờ sự phát triển của công nghệ, thiết bị di động ngày nay đã phổ biến hơn trong cuộc sống của chúng ta. Do đó, hình ảnh được chụp từ các thiết bị trở nên dễ dàng hơn bao giờ hết. Một trong các xu hướng nghiên cứu hiện nay là sử dụng các mô hình được nhúng vào để thiết kế các ứng dụng nhỏ gọn và chính xác trên các thiết bị di động được quan tâm nghiên cứu nhằm làm giảm chi phí đầu tư cơ sở hạ tầng và tăng hiệu quả, đặc biệt theo hướng sử dụng mạng nơ ron tích chập (CNN).

Trong thập kỷ qua, CNN đã dẫn đầu xu hướng chính trong các hoạt động nghiên cứu trên toàn thế giới với việc phát hiện và nhận dạng đối tượng nói riêng kể từ cột mốc đầu tiên với hệ thống AlexNet vào năm 2012 [2]. Theo đó, các mô hình CNN đã được cải tiến theo thời gian và đạt được những kết quả hiện đại, đặc biệt là trong lĩnh vực nông nghiệp [3].

Trong bài báo này, những đóng góp của chúng tôi có thể được liệt kê như sau:

Một mô hình CNN mới được đề xuất xây dựng để phân loại bốn loại bệnh hại lúa phổ biến. Mô hình thể hiện độ chính xác tương đối cạnh tranh với các mô hình có độ chính xác cao như MobileNetv3, DenseNet201.

Đưa mô hình CNN đã thiết kế vào trong ứng dụng di động (mobile app). Bốn loại bệnh hại lúa được phân loại và sau đó ứng dụng trả về hướng dẫn về loại bệnh cụ thể và lời khuyên từ các chuyên gia về cách diệt nó.

Phần còn lại của bài báo được sắp xếp như sau. Phần 2 thảo luận về các công việc liên quan trong lĩnh vực nông nghiệp sử dụng mạng CNN để phân loại bệnh. Sau đó, phần 3 trình bày mô hình và ứng dụng đề xuất của chúng tôi. Tiếp theo, phần 4 trình bày kết quả thí nghiệm. Cuối cùng, phần 5 kết thúc chủ đề và đưa ra các định hướng trong tương lai.

2. TỔNG QUAN VỀ TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU

Trí tuệ nhân tạo (AI) [1][2][3] gần đây đạt được những thành tựu đáng kể trong cộng đồng nghiên cứu khoa học và ứng dụng. Nhiều mô hình áp dụng cho bài toán nhận dạng và phân loại sâu bệnh cho trên cây như sử dụng mạng nơ ron nhân tạo [4], kỹ thuật phân lớp SVM để phân loại bệnh trên cây mía đường [5], cho các bệnh trên quả xoài [6], bệnh trên lá trà xanh [7], hay các bệnh trên cây lúa và cây táo đen [8][9][10].

Hầu hết, các bệnh trên cây trồng được phát hiện trên lá của chúng, được Arsenovic M (2019) cung cấp 79.265 hình ảnh về lá từ các điều kiện thời tiết, góc độ và giờ ánh sáng ban ngày khác nhau sử dụng mô hình mạng nơ ron học sâu đạt độ chính xác 93,67%. Thay vì tập trung vào việc sửa đổi kiến trúc mô hình, trong M. Kamal (2018) đã phân loại bệnh dầu cọ thông qua các đốm xuất hiện trên lá của chúng bằng cách kết hợp kỹ thuật SVM và bốn giai đoạn của kỹ thuật xử lý hình ảnh. Bên cạnh mô hình đào tạo từ đầu, kỹ thuật học chuyển giao được sử dụng phổ biến trong việc xác định các triệu chứng bệnh trên lá

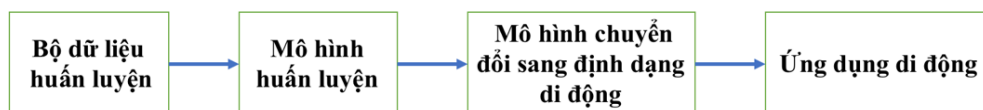
cây với các mô hình mạng cơ sở là VGGNet và Inception trong nghiên cứu của Y.A.Nanehkar (2020) được đào tạo trên bộ dữ liệu lớn ImageNet. Nghiên cứu của B. Mohammed (2017) đã huấn luyện AlexNet và GoogleNet tinh chỉnh để phát hiện chín bệnh cà chua từ 14.828 hình ảnh thô của lá cà chua. Nghiên cứu của X. Li and L. Rai (2020) thực hiện so sánh ba kiến trúc CNN nổi tiếng SVM, ResNet và VGG để phân loại bốn bệnh trên lá táo và kết luận rằng ResNet18 với ít lớp ResNet hơn đã đạt được hiệu suất nhận dạng tốt hơn.

Nhiều mô hình với các kỹ thuật hiệu quả đã được sử dụng trong các nghiên cứu nêu trên. Họ tập trung vào việc xác định và nhận dạng bệnh thực vật chính xác bằng cách sử dụng nhiều loại mô hình học sâu, đặc biệt là kiến trúc CNN như AlexNet, GoogleNet, ResNet,... Một trong số đó đã sử dụng tổ hợp mạng nơ-ron, trong khi những người khác sử dụng SVM, ANN. Những nghiên cứu này đã góp phần phân loại chính xác các loại bệnh hại cây trồng. Tuy nhiên, hầu hết trong số họ tập trung vào việc sửa đổi kỹ thuật để đạt được độ chính xác cao và không xem xét ảnh hưởng của một số tham số đến việc triển khai lên các ứng dụng di động. Mục đích của chúng tôi là triển khai một ứng dụng di động chính xác và có độ phức tạp nhỏ để có thể tích hợp trong các ứng dụng di động, vì vậy chúng tôi cần một mô hình tham số nhỏ có thể chạy nhanh trên mọi nền tảng. Ngoài ra, ở một số vùng sâu vùng xa, kết nối Internet bị hạn chế hoặc có tốc độ chậm. Do đó, một mô hình CNN đủ nhỏ về kích thước và độ phức tạp; có khả năng tích hợp trong các ứng dụng di động có cấu hình thấp là cần thiết để nhận biết và phát hiện bệnh thực vật. Nhằm giảm số lượng tham số trong mô hình CNN việc cân bằng giữa các yếu tố bộ nhớ và độ chính xác phân loại là rất quan trọng.

Để giải quyết vấn đề này, chúng tôi đã đề xuất một mô hình CNN mới đạt độ chính xác cao mặc dù số lượng tham số nhỏ hơn các mô hình hiện có. Chúng tôi đã thực hiện nhiều thử nghiệm so sánh trên MobileNetv3 của H.Andrew (2019), DenseNet201 của G. Huang (2017) và SimpleCNN của R.Chowdhury (2020). Cuối cùng, kết quả cho thấy kiến trúc CNN đề xuất của chúng tôi vượt qua ba mô hình phân loại bốn loại bệnh hại cây lúa.

3. HỆ THỐNG ĐỀ XUẤT

Trong nghiên cứu, chúng tôi đề xuất một hệ thống đầy đủ, tổng thể (end-to-end) nhằm phân loại bệnh hại lúa thông qua ứng dụng di động. Từ những hình ảnh thu thập được, chúng tôi sử dụng để đào tạo mô hình CNN. Mô hình CNN sau đó sẽ được chuyển đổi sang định dạng mobile nhằm xây dựng nên mobile app.

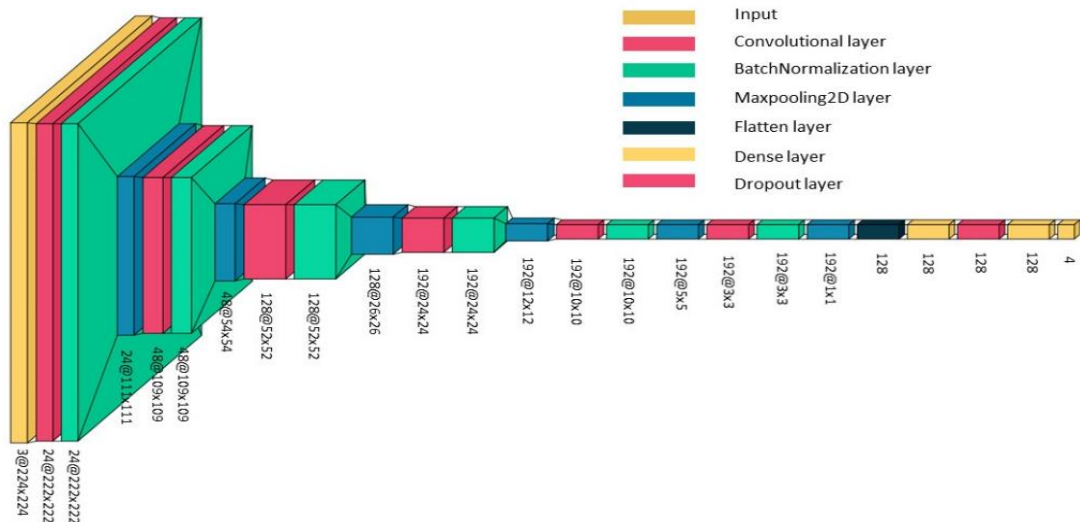


Hình 2. Chu trình xây dựng hệ thống đề xuất

Đóng góp của chúng tôi ở đây là thiết kế một mô hình CNN mới đảm bảo sự cân bằng tốt nhất giữa độ chính xác và hiệu quả về thời gian. Cách tiếp cận của chúng tôi được dựa trên mô hình CNN đơn giản [17]. Trong nghiên cứu của R.Chowdhury (2020), mặc dù

đã được thiết kế tương đối nhỏ gọn và đơn giản, tuy nhiên khi huấn luyện mô hình trên bộ dữ liệu có kích thước lớn hơn thì hiện tượng underfitting (chưa khớp) xảy ra. Hiện tượng này được hiểu là việc mô hình không thể hội tụ trong quá trình huấn luyện, chúng ta sẽ đi thảo luận thêm trong phần thực nghiệm.

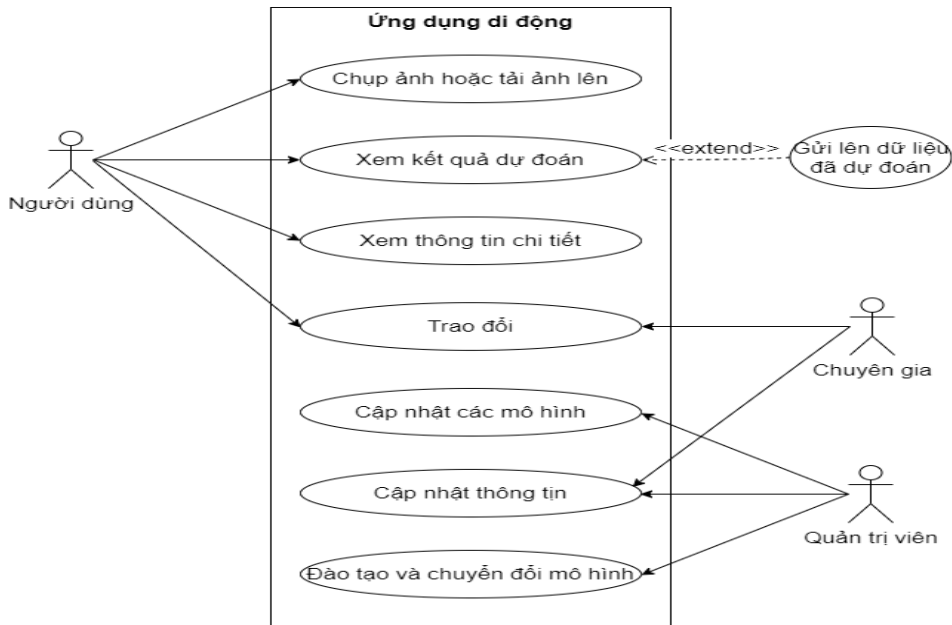
Để tránh hiện tượng chưa khớp xảy ra với mô hình trong nghiên cứu của R.Chowdhury (2020), chúng tôi đề xuất triển khai mô hình với một số các thay đổi trong cấu trúc. Để trực quan, hình 3 trình bày mô hình đề xuất với sáu lớp tích chập, tiếp theo là các lớp Batch Normalization và Maxpooling2D để trích xuất các tính năng. Nhằm phân loại bệnh hại lúa, chúng tôi sử dụng ba lớp cho các bộ phận được kết nối đầy đủ. Mô hình được huấn luyện bởi bộ công cụ Keras, sau đó nó được chuyển đổi thành mô hình TFLite trước khi triển khai trên các thiết bị di động.



Hình 3. Hình vẽ mô tả mô hình CNN đề xuất

Để xác định và làm rõ các chức năng của hệ thống, chúng tôi trình bày ở đây một sơ đồ use-case sử dụng cho ứng dụng di động của chúng tôi trong Hình 4. Cụ thể, người dùng (User) có thể tải lên hoặc chụp ảnh trực tiếp từ điện thoại thông minh. Ứng dụng sẽ dự đoán các hình ảnh và sau đó trả về kết quả. Người dùng có thể xem kết quả dự đoán và có cái nhìn sâu hơn về các thông tin liên quan và cách điều trị bệnh tương ứng. Với hành động mở rộng (extend), ngay sau khi các đối tượng đã phân loại được thu thập, kết quả chính xác sẽ được tải lên máy chủ. Bằng cách đó, nó có xu hướng làm phong phú thêm tập dữ liệu, được coi là yếu tố chính để nâng cấp mô hình đề xuất trong thời gian tới.

Quản trị viên (Administrator) chọn mô hình tốt nhất phù hợp với dữ liệu, đồng thời cập nhật thông tin liên quan đến các loại bệnh. Quản trị viên cũng có thể đào tạo lại mô hình trong khoảng thời gian để cập nhật các mẫu dữ liệu mới. Người dùng có thể tương tác trực tiếp với chuyên gia (Expert) để biết thêm thông tin về bệnh lúa cụ thể và sau đó đưa ra lời khuyên. Ngoài ra, chuyên gia cũng cập nhật thông tin hoặc đề xuất các kỹ thuật mới để điều trị bệnh.

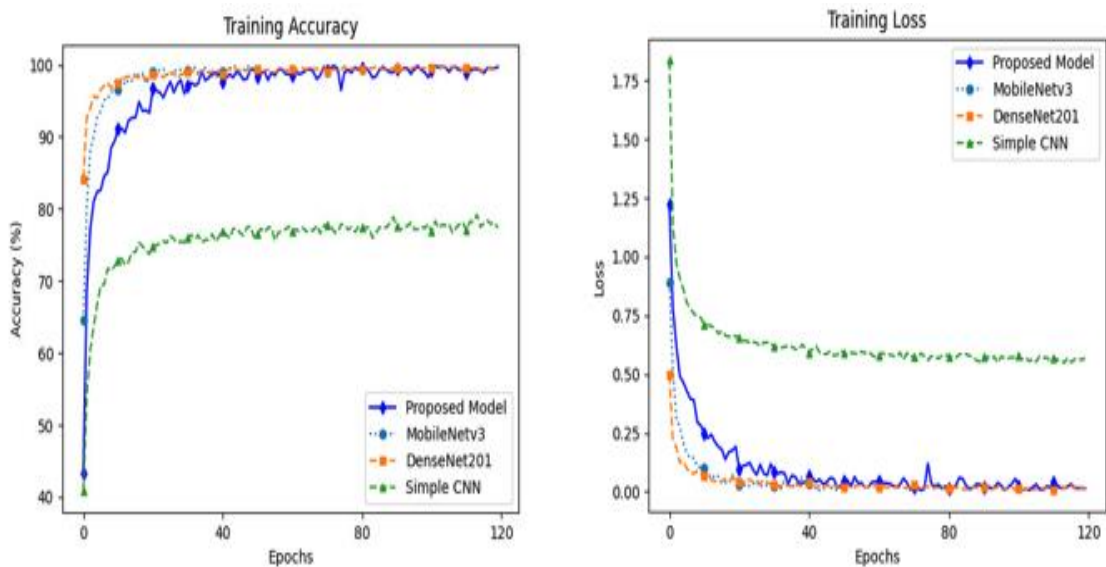


Hình 4. Biểu đồ use-case sử dụng trong thiết kế ứng dụng

4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Để đánh giá mô hình đề xuất, chúng tôi sử dụng bộ dữ liệu được đề xuất tại [18] bao gồm 5932 ảnh với 4 loại bệnh phổ biến là bạc lá, đạo ôn, đốm nâu và vàng lá với số lượng tương ứng là: 1584:1440:1600:1308.

Để sự so sánh mang tính sâu rộng và thuyết phục hơn, chúng tôi cũng sử dụng thêm các mô hình phổ biến cho việc nhận dạng bệnh trên cây trồng hiện nay là: MobileNetv3 [19], DenseNet201 [16], và SimpleCNN [17] trong các thí nghiệm so sánh.



Hình 5. Đánh giá quá trình huấn luyện của các mô hình

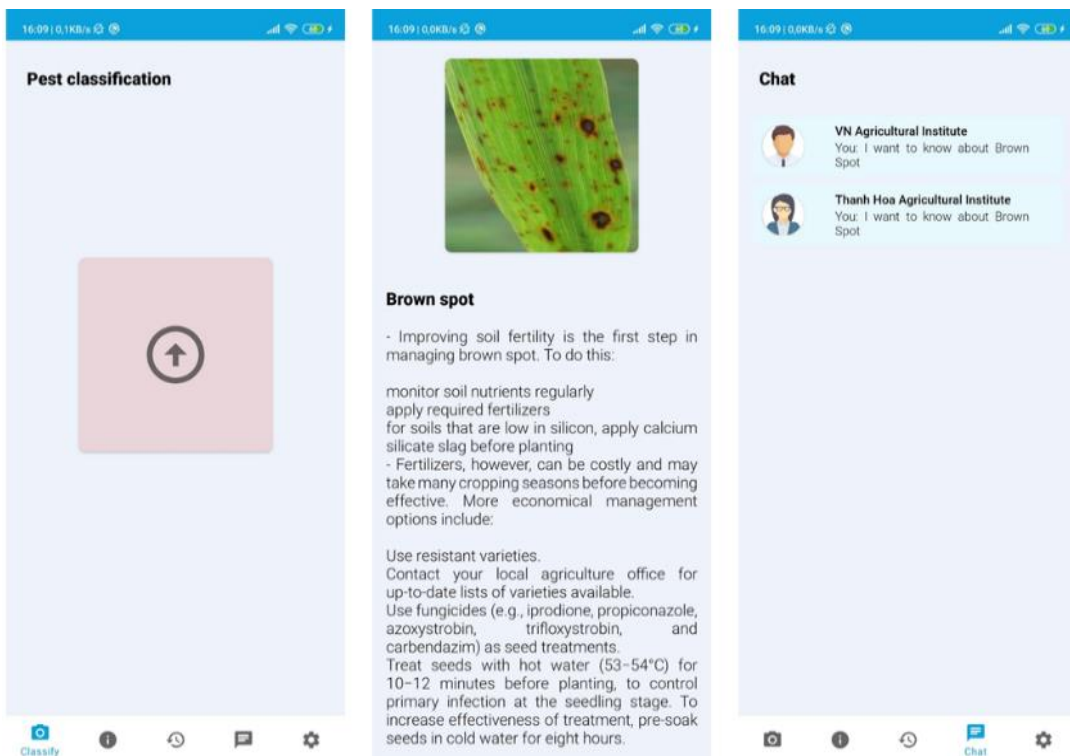
Trong bộ dữ liệu huấn luyện mô hình (Training set), Hình 5 thể hiện quá trình mà các mô hình được huấn luyện. Theo đó, mô hình SimpleCNN không thực sự hội tụ khi độ chính xác (Accuracy) và độ mất mát (Loss function) chưa đạt các thông số mong muốn. Trong khi đó MobileV3, DenseNet201, và mô hình đề xuất đã có xu hướng hội tụ.

Trong bộ dữ liệu kiểm tra (Test set), kết quả được thể hiện ở bảng 1. Dễ dàng nhận thấy DenseNet201 là bộ phân lớp tốt nhất với tỉ lệ độ chính xác là 99,65%, theo đó là mô hình đề xuất đạt 99,21%, và MobileNetv3 là 91,3%. Tuy nhiên cũng cần lưu ý là DenseNet201 có số lượng tham số nhiều hơn gấp 25 lần mô hình đề xuất.

Bảng 1. Kết quả về độ chính xác trong quá trình triển khai mô hình trên bộ dữ liệu [18]

Kiến trúc CNN	Số lượng tham số (Triệu)	Độ chính xác (%)
DenseNet201	20	99.65
MobileNetv3	3	91.3
SimpleCNN	0.276	75.1
Mô hình đề xuất	0.8	99.21

Với ứng dụng di động, chúng tôi triển khai mô hình đề xuất trên cả hai hệ điều hành di động là iOS và Android. Hình 6 miêu tả kết quả của mỗi lần truy vấn ảnh. Với mỗi ảnh, thời gian xử lý của hệ thống là 0.11 giây. Điều đó chứng minh rằng ứng dụng đề xuất có thể đáp ứng thời gian thực để xử lý các tác vụ.



Hình 6. Một số giao diện của ứng dụng được triển khai trên di động

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo, chúng tôi đã trình bày mô hình mạng CNN mới để phát hiện các bệnh hại lúa với sự cân bằng giữa độ chính xác và thời gian xử lý. Mô hình cạnh tranh với các mô hình tốt nhất hiện nay dành cho bài toán nhận dạng sâu bệnh với độ chính xác là 99.21%. Mô hình đủ nhẹ để có thể nhúng vào các thiết bị di động có năng lực phần cứng yếu nhằm xây dựng ứng dụng trên di động để nhận dạng các bệnh theo thời gian thực.

Trong tương lai, chúng tôi sẽ tiếp tục cập nhật về dữ liệu và mô hình để thực tế hóa việc theo dõi các bệnh trên cây trồng theo chu kỳ sinh trưởng. Mô hình có thể được huấn luyện định kỳ theo mong muốn của người sử dụng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] V. Singh , A.K.Misrab (2016), *Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques*, Information Processing in Agriculture, 4, 41-49.
- [2] A. Krizhevsky (2012) *Imagenet classification with deep convolutional neural networks*, Advances in neural information processing systems 25.
- [3] S Sladojevic, M Arsenovic, A Anderla (2016), *Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification*, Computational intelligence and neuroscience.
- [4] H. Cartwright, Ed (2010), *Early detection and classification of plant diseases with Support Vector Machines based on hyperspectral reflectance*, Computers and Electronics in Agriculture, 74, 91-99
- [6] R. Mia (2020), *Mango Leaf Diseases Recognition Using Neural Network and Support Vector Machine*, JCT, 185-193.
- [7] B. C. Karmokar (2015), *Tea leaf diseases recognition using neural network ensemble*, International JCA, 114(17), 27-30.
- [8] I.Guyon (2006), *An Introduction to Feature Extraction, Series Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag, Springer.
- [9] S. Ramesh, D. Vydeki (2020), *Recognition and classification of paddy leaf diseases using Optimized Deep Neural network with Jaya algorithm*, Information Processing in Agriculture, 7(2), 249- 260.
- [10] Wang, G (2017), *Automatic image-based plant disease severity estimation using deep learning*, Computational intelligence and neuroscience.
- [11] Arsenovic M (2019), *Solving Current Limitations of Deep Learning Based Approaches for Plant Disease Detection*, Symmetry.
- [12] M. Kamal (2018), *Classification of leaf disease from image processing technique*, indonesian j elect eng comput science.
- [13] Y.A.Nanehkaran (2020), *Using deep transfer learning for image-based plant disease identification*, CEA, vol.173.
- [14] B. Mohammed (2017), *Deep learning for tomato diseases: classification and symptoms visualization*, Applied Artificial Intelligence.

- [15] X. Li and L. Rai (2020), *Apple Leaf Disease Identification and Classification using ResNet Models*, (ICEICT), 738-742.
- [16] G. Huang (2017), *Densely connected convolutional networks*, CVPR, p.7.
- [17] R.Chowdhury (2020), *Identification and recognition of rice diseases and pests using convolutional neural networks*, Biosystems Engineering.
- [18] S.Kumar (2020), *Rice Leaf Disease Image Samples*, Mendeley Data.
- [19] H.Andrew (2019), *Searching for mobilenetv3*, CVF.
- [20] <https://www.baocamau.com.vn/kinh-te/sau-benh-gay-hai-lua-tren-dien-rong-56642.html>

A NEW MODEL USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR A MOBILE APPLICATION IN CLASSIFYING SOME RICE DISEASES

Nguyen Dinh Cong

ABSTRACT

In smart agriculture, a compact and accurate mobile application will be very helpful in assisting farmers in detecting and following diseases on their rice plants. After that, proper solutions could be given to effectively kill and control these diseases. In this paper, a new mobile application to automatically classify a number of defined diseases on rice images is given. To do so, a convolutional neural network (CNN) model is designed. The CNN model has proved to be a very good balance between accuracy and time efficiency compared to some state-of-the-art models. The application has been successfully installed on the smartphone.

Keywords: *CNN, mobile application, rice diseases.*

* Ngày nộp bài: 7/10/2022; Ngày gửi phản biện: 7/10/2022; Ngày duyệt đăng: 27/10/2022

* Bài báo này là kết quả nghiên cứu từ đề tài cấp cơ sở, Mã số đề tài ĐT-2021-10 của Trường Đại học Hồng Đức.