

HỆ THỐNG NHẬN DẠNG BỆNH CÂY TRỒNG HIỆU QUẢ ỨNG DỤNG TRONG NÔNG NGHIỆP THÔNG MINH

THE EFFECTIVE APPLICATION OF CROP DISEASE RECOGNITION SYSTEMS IN SMART AGRICULTURE

Bùi Văn Hậu¹, Nguyễn Thiên Tân^{1*},
Phạm Anh Tuấn¹, Hoàng Trọng Minh²

DOI: <http://doi.org/10.57001/huih5804.2024.206>

TÓM TẮT

Trí tuệ nhân tạo (AI - Artificial Intelligent) đã đóng vai trò quan trọng trong nông nghiệp thông minh. Áp dụng công nghệ này đã mang lại những lợi ích to lớn cho ngành nông nghiệp, từ việc gia tăng hiệu suất sản xuất đến giảm thiểu tác động tiêu cực tới môi trường. Các nghiên cứu ngày nay đang sử dụng các đặc trưng về màu sắc, hình dạng, kết cấu của ảnh. Các đặc trưng này được sử dụng theo các cách kết hợp khác nhau hoặc sử dụng làm đầu vào cho DCNNs (Deep convolutional neural networks) để phân lớp ảnh. Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất một sơ đồ hệ thống nhằm nâng cấp độ tương phản của ảnh đầu vào và trích xuất đặc trưng đường biên, màu sắc của hình ảnh làm đầu vào cho mạng DCNNs để nhận dạng sâu bệnh trên cây nông nghiệp. Các thí nghiệm mô phỏng trên cơ sở dữ liệu Cropped-PlantDoc cho thấy hệ thống làm việc hiệu quả và có tính ứng dụng trong các thiết bị cận biên.

Từ khóa: Đường biên, DCNNs, PlantDoc, CIE Lab.

ABSTRACT

Artificial Intelligence (AI) has played a crucial role in smart agriculture. The application of this technology has brought significant benefits to the agricultural industry, ranging from increased production efficiency to minimizing negative environmental impacts. Current research utilizes features such as color, shape, and texture of images. These features are used in various combinations or as inputs for Deep Convolutional Neural Networks (DCNNs) for image classification. In this study, we propose a system architecture aimed at enhancing the contrast of input images and extracting boundary features, utilizing color information of images as inputs for DCNNs to recognize plant diseases effectively. Simulation experiments on the Cropped-PlantDoc database demonstrate that the system works efficiently and is highly applicable in edge devices.

Keywords: Edges, DCNNs, PlantDoc, CIE Lab.

¹Khoa Điện tử và Kỹ thuật máy tính, Trường Đại học Kinh tế Kỹ thuật Công nghiệp

²Khoa Viễn thông, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

*Email: nttan@uneti.edu.vn

Ngày nhận bài: 02/5/2024

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 06/6/2024

Ngày chấp nhận đăng: 25/6/2024

1. GIỚI THIỆU

Có thể nói rằng, nông nghiệp đóng vai trò cực kỳ quan trọng đối với tất cả các quốc gia và vùng lãnh thổ trên toàn

thế giới. Một nền nông nghiệp phát triển đóng vai trò duy trì sự ổn định đối với mỗi quốc gia. Từ xưa đến nay, mỗi nền văn minh, để chế độ xem trọng nông nghiệp. Thực tế cho thấy là mỗi khi một nền kinh tế gặp bất ổn thì vấn đề lương thực luôn là vấn đề đầu tiên bởi suy cho cùng con người sẽ không thể tồn tại nếu nhu cầu cơ bản, thiết yếu nhất không thể đáp ứng.

Trong quá trình phát triển của nhân loại, việc cải tiến phương pháp gieo trồng, canh tác, lai tạo, nhân giống cây trồng, vật nuôi trong nông nghiệp luôn được xem trọng. Con người luôn có xu hướng áp dụng khoa học công nghệ mới nhất nhằm cải tiến và nâng cao sản lượng, chất lượng của các sản phẩm nông nghiệp.

Quan điểm của Việt Nam về vai trò "nông nghiệp là trụ đỡ nền kinh tế" là sự kế thừa và phát triển lịch sử tư tưởng dân tộc, tư tưởng Hồ Chí Minh. Từ xưa, dân ta đã có câu "đĩ nông vi bản", nghĩa là lấy nông nghiệp làm gốc, làm cơ sở [1]. Tuy nhiên trong quá trình phát triển nông nghiệp luôn phải đối mặt với sự tấn công của sâu bệnh làm giảm năng suất của cây lương thực. Trên thế giới việc phát hiện sớm và xác định bệnh của từng loại cây nông nghiệp sử dụng hình ảnh của lá cây bị bệnh và không bằng học máy là một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng và đầy thách thức trong lĩnh vực nông nghiệp. Những nghiên cứu như thế này đã góp phần cải tạo năng suất cây nông nghiệp của Ấn Độ. Các sản phẩm cây trồng hiệu quả và được cải tiến có thể làm tăng lợi nhuận của người nông dân cũng như nền kinh tế của đất nước [2].

Việc phát hiện bệnh tự động ở thực vật đòi hỏi thông tin chính xác liên quan đến việc đo lường định lượng bệnh [2, 3]. Nghiên cứu bệnh dựa trên lá cây khoai tây và cà chua [4,5] đã chỉ ra những cây trồng này bị ảnh hưởng bởi virus như thế nào. Những nghiên cứu phân loại bệnh cây lúa [6], khảo sát các tiêu chí khác nhau như bộ dữ liệu được sử dụng, các loại bệnh, kỹ thuật tiền xử lý và phân đoạn cho thấy ảnh hưởng lớn của sâu bệnh tới sản lượng lúa sau thu hoạch. Nghiên cứu phân loại bệnh cây bông bằng kỹ thuật học máy [7] chỉ ra sự hiệu quả của việc áp dụng khoa học công nghệ vào sản xuất nông nghiệp. Ngoài ra những nghiên cứu được thảo luận trong [2, 6] đều dựa trên các phương pháp thủ công trên cơ

sở các đặc điểm, đặc trưng của bệnh để đưa ra các kết luận. Những nghiên cứu này sẽ mất nhiều thời gian khảo sát và không thể ứng dụng rộng rãi.

Cùng với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo dựa trên học máy [2], các mô hình DL (Deep Learning) được sử dụng rộng rãi trong nhận dạng hình ảnh, nhận dạng giọng nói, âm thanh, điều khiển ô tô, drone tự hành..., ứng dụng DL trong nông nghiệp [8] cũng như trong lĩnh vực phát hiện bệnh cây nông nghiệp [9] cũng có những ứng dụng sâu rộng và ngày càng mạnh mẽ. Nghiên cứu khảo sát việc xác định bệnh thực vật [10] dựa trên kỹ thuật học sâu chủ yếu tập trung vào nguồn dữ liệu, mô hình và kỹ thuật tiền xử lý. Các tham số này được sử dụng trong các mô hình CNN khác nhau để phân lớp ảnh. Trong [2], các tác giả chủ yếu thảo luận về các mô hình CNN khác nhau được sử dụng trong việc xác định bệnh của cây trồng. Tuy nhiên, những ưu điểm và nhược điểm so sánh chưa được nêu rõ trong các nghiên cứu này.

Có thể nói rằng việc nhận dạng bệnh của cây lương thực dựa trên hình ảnh của lá cây chủ yếu được thực hiện dựa trên ba phương pháp chính là dựa trên màu sắc, hình dáng (shape) và học sâu.

Phương pháp nhận dạng dựa trên đặc trưng màu sắc nhằm xác định hai bệnh lúa khác nhau (đốm nâu, bông lá) [2, 11] bằng cách sử dụng phân tích màu sắc của hình ảnh. Trong nghiên cứu này, phân đoạn ngưỡng được sử dụng để xác định các đoạn bất thường, sau đó sử dụng vùng giao điểm lược đồ xám để cô lập vùng được phân đoạn. Phân cụm K-mean được sử dụng để gán các pixel thành các cụm khác nhau dựa trên các giá trị màu R (Red), G (Green) và B (Blue). Việc phân loại bệnh được thực hiện bằng cách so sánh và các giá trị màu sắc của lá cây bị bệnh khác nhau và không bị bệnh. Phương pháp phân lớp sử dụng đặc trưng màu sắc, đặc điểm kết cấu (Texture) và sự kết hợp của các đặc điểm màu sắc và kết cấu [2, 12] để phát hiện một số bệnh trên đậu nành, chẳng hạn như bệnh sương mai, bệnh mắt ếch, bệnh bạc lá,... Nghiên cứu này cho kết quả tốt với các loại bệnh có đặc trưng màu sắc và kết cấu có sự khác biệt lớn.

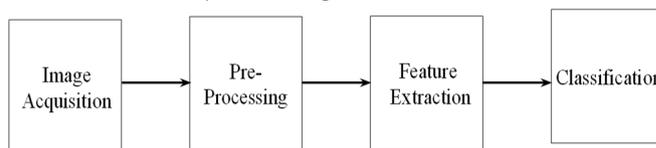
Gần đây, Các tác giả trong [13, 14] đề xuất sử dụng đặc trưng màu sắc CIE Lab thay cho RGB để làm đầu vào cho mạng DCNNs. Nghiên cứu cho thấy hệ thống làm việc hiệu quả nhưng dung lượng của hình ảnh L cũng là một vấn đề của thiết bị cận biên. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một quá trình tiền xử lý ảnh nhằm nâng cao độ tương phản của hình ảnh. Chúng tôi sử dụng hình ảnh đường biên nhị phân và đặc trưng màu sắc được sử dụng làm đầu vào cho DCNNs để phân lớp hình ảnh.

Phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Trong phần 2 chúng tôi sẽ đề xuất một sơ đồ hệ thống nhận dạng sâu bệnh ứng dụng trong nông nghiệp thông minh; quá trình tiền xử lý nhằm nâng cao độ tương phản của ảnh; chi tiết quá trình nhận dạng ảnh. Kết quả thực nghiệm và kết luận được giới thiệu trong phần 3, 4 tương ứng.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Sơ đồ hệ thống nhận dạng

Như đã giới thiệu trong các phần trước, việc nhận dạng bệnh của các cây nông nghiệp và đưa ra các giải pháp khắc phục là rất cần thiết nhằm nâng cao chất lượng, sản lượng nông nghiệp đặc biệt là đối với các vùng sâu, vùng xa khó tiếp cận đối với các chuyên gia. Trong phần này chúng tôi sẽ đề xuất một hệ thống nhận dạng bệnh cây trồng dựa trên hình ảnh của lá cây. Hệ thống được đề xuất như trên hình 1.



Hình 1. Sơ đồ khối hệ thống nhận dạng ảnh

Ngày nay, việc thu nhận ảnh (Image Acquisition) có thể thực hiện thông qua nhiều phương thức như: sử dụng máy bay không người lái; sử dụng điện thoại thông minh hoặc các thiết bị thu nhận ảnh khác để tải vào hệ thống. Trên cơ sở dữ liệu PlantDoc chúng ta nhận thấy hình ảnh được thu nhận là hình ảnh tổng quan. Điều này có nghĩa là trong thực tế việc thu nhận ảnh không giống như trong điều kiện lý tưởng. Trong khối nhận dạng ảnh, ảnh được sử dụng làm cơ sở dữ liệu đào tạo (Train) thường là ảnh của các lá cây riêng biệt trong khi ảnh được sử dụng làm ảnh kiểm tra lại là hình ảnh nhiều lá cây lẫn trong cành cây và đôi khi cả ảnh lá cây lẫn trên nền cỏ hoặc nền đá, đất. Hiển nhiên là các ảnh tổng quan này sẽ ảnh hưởng tới kết quả nhận dạng nếu như hệ thống không có chức năng phát hiện ảnh (Leaves Detection). Đây cũng là một trong những nguyên nhân khiến cho kết quả nhận dạng của các phương pháp đã được đề xuất không cao so với cơ sở dữ liệu trong điều kiện lý tưởng. Khối tiền xử lý (Pre-Processing) có nhiệm vụ nâng cấp hình ảnh nhận được. Chúng ta đều biết rằng, trong quá trình thu nhận ảnh, hình ảnh thu nhận được bị tác động bởi nhiều yếu tố dẫn tới ảnh thu được bị mờ sáng, ngược sáng. Hình ảnh được thu nhận bởi máy bay không người lái trong điều kiện gió thay đổi dẫn tới máy ảnh bị rung và hình ảnh thu nhận được bị mờ. Ảnh được chụp bằng điện thoại thông minh có thể bị thiếu sáng hoặc chói sáng, mất cân bằng sáng. Tóm lại ảnh khi thu thập được có thể bị tối (dark image), quá sáng (bright Image) hoặc có độ tương phản thấp (Low-contrast Image). Quá trình tiền xử lý có nhiệm vụ nâng cấp các ảnh trên thành ảnh có độ tương phản cao (High-contrast Image). Trích xuất các đặc trưng (Feature extraction) có nhiệm vụ trích xuất các thông tin từ ảnh đầu vào và đưa ra các đặc trưng của ảnh trong không gian CIE Lab. Từ ảnh L trong không gian CIE Lab thông tin đường biên (edge) được trích xuất. Những thông tin này là các thông tin quan trọng làm đầu vào cho DCNNs.

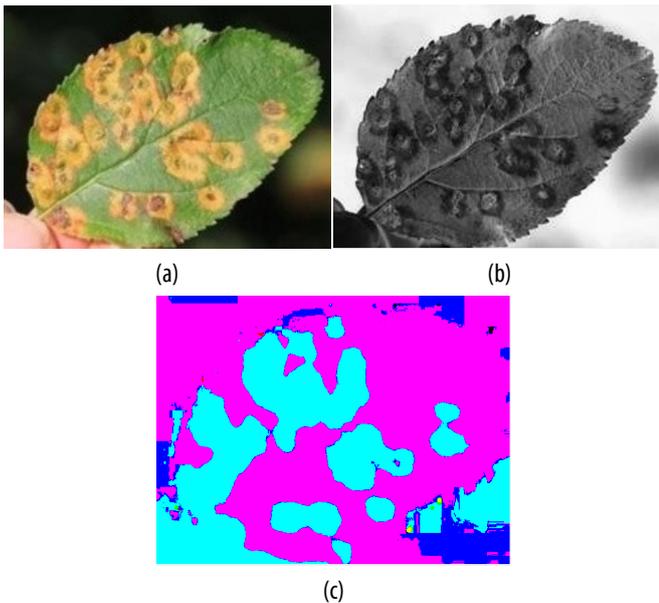
Khối nhận dạng, phân lớp chúng tôi sử dụng chung DCNNs với các tác giả trong [13]. Chúng tôi đề xuất kết hợp L image với Edge để tạo ra hình ảnh cuối thay cho ảnh L trong mô hình gốc.

2.2. Nâng cấp ảnh

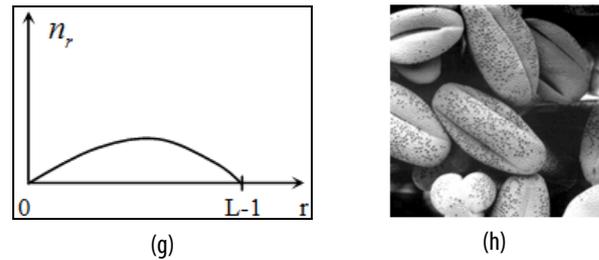
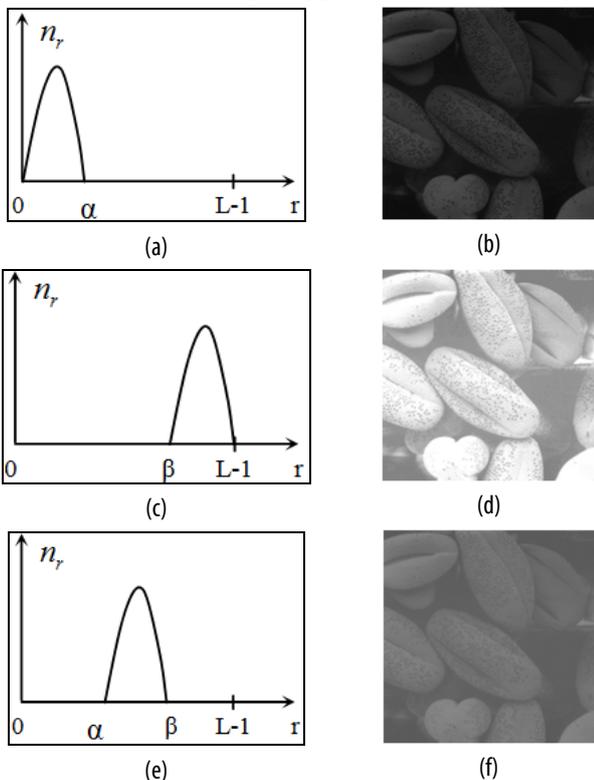
Tại bước nâng cấp ảnh chúng ta giả thiết nhận được ảnh trong không gian màu RGB là $f(x, y)$ từ khối thu nhận ảnh. $f(x, y)$ chuyển sang không gian CIE Lab theo biểu thức sau:

$$[f_L(x, y), AB] = T[f(x, y)] \tag{1}$$

trong đó, T là toán tử biến đổi ảnh từ không gian RGB sang không gian CIE Lab, $f_L(x, y)$ là ảnh độ sáng, ảnh AB là sự kết hợp của a^* và b^* biểu diễn đặc trưng màu sắc của hình ảnh. Biểu diễn trực quan của ảnh được thể hiện trong hình 2.



Hình 2. Ảnh màu và ảnh trong không gian CIE Lab



Hình 3. Cân bằng lược đồ xám của ảnh [15]

Trong hình 2a là ảnh màu của lá táo bị bệnh do virus gây ra, hình 2b, c là ảnh độ sáng $f_L(x, y)$ và ảnh AB tương ứng trong không gian CIE Lab. Như chúng tôi đã giới thiệu, trong quá trình thu thập ảnh, ảnh thu được bị tác động bởi nhiều yếu tố khách quan dẫn tới ảnh có thể quá tối, quá sáng hoặc có độ tương phản thấp. Chúng tôi sẽ đề xuất một số phương pháp để nâng cao chất lượng hình ảnh trước khi được xử lý tiếp theo.

Trên hình 3a, b là minh họa cho lược đồ xám của ảnh có độ sáng tối và biểu diễn của ảnh. Trong đó, r biểu diễn giá trị cường độ xám của ảnh, n_r là số lượng điểm ảnh có cường độ xám r, L - 1 là giá trị cường độ xám lớn nhất của ảnh khi được biểu diễn bằng n bit. Có thể thấy rằng trong ảnh có quá nhiều điểm ảnh có độ sáng thấp trong khi không có điểm ảnh có cường độ xám cao. Nhìn vào lược đồ xám của ảnh chúng ta giả thiết cường độ xám cao nhất của ảnh là α . Ảnh có mức xám tối có thể được cân bằng theo biểu thức sau:

$$f_H(x, y) = \frac{f_L(x, y)}{\alpha} \cdot (L - 1) \tag{2}$$

Từ biểu thức (2) ta thấy các điểm ảnh của ảnh có độ sáng thấp sẽ được chia cho giá trị lớn nhất, α . Khi thực hiện thao tác này giá trị cường độ xám của ảnh sẽ nằm trong khoảng [0...1]. Sau đó, các giá trị cường độ xám của ảnh được nhân với L-1. Thao tác này sẽ chuẩn hóa các giá trị của cường độ xám của ảnh từ 0 đến L-1, trực tiếp biến đổi lược đồ xám của ảnh sang có dạng trên hình 3g và làm cho ảnh trở thành ảnh có độ phân giải cao như trên hình 3h.

Hình 3c biểu diễn lược đồ xám của ảnh có cường độ xám quá sáng. Chúng ta nhận thấy trong ảnh có quá nhiều điểm ảnh có cường độ xám thấp trong khi không có các điểm ảnh có mức xám thấp. Giả thiết β là mức cường độ xám nhỏ nhất của ảnh. Ảnh có thể được nâng cấp theo biểu thức sau:

$$f_H(x, y) = \frac{f_L(x, y) - \beta}{L - 1 - \beta} \cdot (L - 1) \tag{3}$$

trong đó $f_H(x, y)$ là ảnh có độ tương phản cao (High-Contrast) sau khi được nâng cấp. Từ (3) ta trừ cường độ xám của tất cả các điểm ảnh đi β , lúc này giá trị cường độ xám của tất cả các điểm ảnh nằm trong khoảng [0...L-1- β]. Cường độ xám của tất cả các điểm ảnh sau đó được chia cho giá trị lớn nhất L-1- β để chuẩn hóa giá trị cường độ xám của tất cả các điểm ảnh về từ [0...1]. Khoảng giá trị này sau đó được nhân với L-1 để chuẩn hóa giá trị cường độ xám của ảnh trở thành từ 0 đến L-1 giống với lược đồ xám của ảnh có độ phân giải cao trong hình 3g.

Lược đồ xám và ảnh có độ tương phản thấp được thể hiện trong hình 3e, f. Dễ dàng nhận thấy các giá trị cường độ xám trong ảnh này rất gần nhau dẫn tới ảnh mờ và có độ tương phản thấp. Giả thiết giá trị cường độ xám nhỏ nhất của ảnh là α , giá trị cường độ xám lớn nhất của ảnh là β . Chúng ta cân bằng lược đồ xám của ảnh này như sau:

$$f_H(x, y) = \frac{f_L(x, y) - \alpha}{\beta - \alpha} \cdot (L - 1) \quad (4)$$

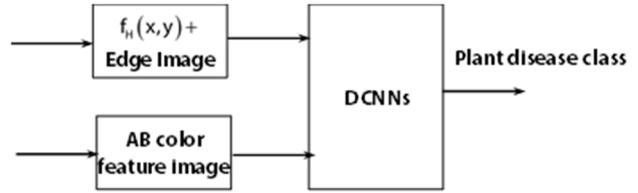
Từ (4) ta cũng thực hiện một cách tiếp cận tương tự. Tất cả các điểm ảnh của ảnh có độ tương phản thấp được trừ đi α . Lúc này tất cả các giá trị cường độ của ảnh sẽ nằm trong khoảng $[0 \dots \beta - \alpha]$. Dải giá trị này được chia cho $\beta - \alpha$ sẽ chuẩn hóa các giá trị cường độ của ảnh về trong khoảng $[0 \dots 1]$. Dải giá trị này được nhân với $L - 1$ để chuẩn hóa các giá trị của ảnh về trong khoảng $[0 \dots L - 1]$. Lúc này lược đồ xám của ảnh có độ phân giải thấp đã được biến đổi về đồng dạng với ảnh có độ phân giải cao dẫn tới nâng cao chất lượng của ảnh.

Hình 3 g, h cho thấy lược đồ xám của ảnh có độ tương phản cao và biểu diễn của ảnh. Dễ dàng nhận thấy với ảnh có độ tương phản cao các giá trị cường độ nằm trải dài trên toàn bộ thang xám từ đó các giá trị cường độ xám của ảnh có độ chênh lệch lớn nhằm nâng cao khả năng phân biệt với các toán tử và mắt người.

2.3. Hệ thống nhận dạng ảnh

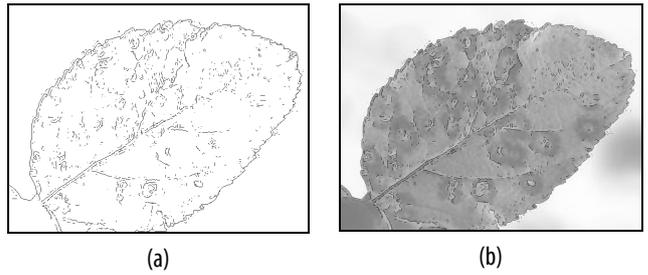
Chúng ta đều thống nhất rằng nông nghiệp là nguồn sống chính của các quốc gia nông nghiệp. Giống như con người, thực vật cũng mắc các bệnh ảnh hưởng đến sự phát triển bình thường của cây trồng [2]. Bệnh trên cây nông nghiệp có thể xảy ra ở bất kỳ bộ phận nào của cây bao gồm lá, hoa, quả và rễ. Trong thực tế chúng ta có rất nhiều loại cây nông nghiệp nên số lượng các loại bệnh và ảnh hưởng của nó tới sản lượng cũng rất khác nhau và phức tạp. Đối với một chuyên gia nông nghiệp, họ thường chỉ có thể xác định được bệnh và cách chữa bệnh đối với một số loại cây trồng nhất định trong khi số lượng cây là rất nhiều. Việc chẩn đoán chính xác và kịp thời các bệnh trên cây trồng sẽ góp phần làm tăng năng suất cây trồng. Thật không may, hầu hết nông dân còn thiếu kiến thức về việc phát hiện hiệu quả bệnh cây trồng và phương pháp điều trị bệnh. Như vậy, việc xác định bệnh tự động sẽ trợ giúp người nông dân trong quá trình phát hiện bệnh và giải pháp diệt trừ bệnh một cách hiệu quả.

Các tác giả trong [13, 14] đã sử dụng một DCNNs nhiều lớp giúp phân tích và nhận dạng nhiều loại bệnh với nhiều cây trồng phổ biến. Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất sử dụng DCNN hai nhánh giống với các tác giả trong [13] nhưng với một số cải tiến. Nhánh thứ nhất chúng tôi đề xuất sử dụng ảnh L với độ tương phản cao kết hợp với ảnh đường biên để tạo nên một ảnh có độ tương phản cao và khả năng phân vùng rõ rệt. Nhánh thứ hai vẫn là ảnh AB (ảnh mang đặc trưng màu sắc của ảnh màu). Cả hai ảnh này được sử dụng làm đầu vào cho DCNNs. Sơ đồ của hệ thống được thể hiện trên hình 4.



Hình 4. Hệ thống phân lớp ảnh

Trong hình 4, DCNNs được thiết kế với hai đầu vào. Đầu vào thứ nhất là ảnh AB được tách xuất từ ảnh đầu vào từ (1). AB thể hiện đặc trưng màu sắc của ảnh. Đầu vào thứ 2 là sự kết hợp của ảnh đường biên và ảnh độ sáng đã tăng cường $f_H(x, y)$.



Hình 5. Ảnh đường biên và đầu vào thứ hai của DCNNs

Hình 5a hiển thị ảnh đặc trưng đường biên của $f_H(x, y)$, hình 5b hiển thị hình ảnh cuối cùng sau khi kết hợp đặc trưng đường biên và đặc trưng màu sắc của ảnh. Ảnh đường biên được trích xuất như sau:

$$f_E(x, y) = E[f_H(x, y)] \quad (5)$$

trong đó $f_E(x, y)$ là ảnh đặc trưng đường biên, E là toán tử trích xuất đường biên của hình ảnh. Sau rất nhiều những thí nghiệm khác nhau chúng tôi lựa chọn sử dụng toán tử E là toán tử Sobel.

Sau khi đã trích xuất được đặc trưng đường biên, ảnh cuối cùng được sử dụng làm đầu vào thứ hai cho DCNNs được xác định như sau:

$$f_D(x, y) = \frac{f_E(x, y) + f_H(x, y)}{\mu_E + \mu_H} \quad (6)$$

trong đó, $f_D(x, y)$ là ảnh cuối cùng được sử dụng làm đầu vào thứ hai cho DCNNs, μ_E và μ_H lần lượt là giá trị cường độ lớn nhất của ảnh đặc trưng đường biên $f_E(x, y)$ và ảnh có độ phân giải cao $f_H(x, y)$.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng DCNNs đồng dạng với các tác giả trong [13]. Trong quá trình khảo sát chúng tôi cũng sử dụng cơ sở dữ liệu Cropped-PlantDoc. DCNNs được đào tạo (train) trong 240 epochs, bắt đầu với learning rate là 0,01 và giảm dần 1% mỗi epoch.

3. THÍ NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

3.1. Cơ sở dữ liệu

Để khảo sát độ tin cậy của hệ thống chúng tôi sử dụng cơ sở dữ liệu Cropped-PlantDoc giống với các tác giả trong [13, 14]. Đây là cơ sở dữ liệu phổ biến thường được sử dụng để đo đặc độ tin cậy của các hệ thống nhận dạng bệnh cây trồng dựa trên các phương pháp khác nhau. Quá trình thí

nghiệm được thực hiện trên máy tính core i3 3,7GHz và ngôn ngữ lập trình Python [16]. Một số hình ảnh của lá cây trong cơ sở dữ liệu được giới thiệu trên hình 6.



Hình 6. Ảnh trong cơ sở dữ liệu cropped-PlantDoc

Cơ sở dữ liệu bao gồm 2578 ảnh của các cây nông nghiệp như táo, ớt chuông, nho, khoai tây, cà chua,... và được chia thành hai nhóm chính là ảnh đào tạo (train) và ảnh kiểm tra (test). Sau khi khảo sát chi tiết cơ sở dữ liệu kiểm tra các loại lá bị sâu bệnh chúng tôi nhận thấy chúng có sự khác biệt khá lớn. Các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu kiểm tra không chỉ có góc nhìn, tỉ lệ và đặc biệt là các mức độ nhiễm bệnh khác nhau rất lớn. Cơ sở dữ liệu Cropped-PlantDoc được chia theo tỉ lệ 65% mẫu để làm đào tạo (training), 15% để xác thực (validation) và 20% để thử nghiệm.

3.2. Kết quả

Trong thí nghiệm thứ nhất chúng tôi sử dụng ảnh $f_D(x, y)$, ảnh kết hợp giữa ảnh độ sáng có độ tương phản cao kết hợp với ảnh đặc trưng đường biên, làm đầu vào thứ nhất và ảnh đặc trưng màu sắc, AB, làm đầu vào thứ hai cho DCNNs. Trong thí nghiệm thứ hai, ảnh đặc trưng đường biên được sử dụng là đầu vào thứ nhất, ảnh AB được sử dụng làm đầu vào thứ hai cho DCNNs. Kết quả được thể hiện trong bảng 1.

Bảng 1. Kết quả của phương pháp đề xuất và so sánh

Phương pháp	[13]	Exp1	Exp2
Độ chính xác (%)	76,91	77,53	70,03

Trên [13] là kết quả nghiên cứu của các tác giả trong tham khảo [13], Exp2 là thí nghiệm thứ hai và Exp1 là thí nghiệm thứ nhất. Bảng 1 cho thấy kết quả của phương pháp được đề xuất có cải thiện nhỏ so với các tác giả trong [13] tuy nhiên không nhiều. Điều này cũng cho thấy ảnh trong cơ sở dữ liệu được thu thập khá tốt nên đa phần ảnh đã có độ tương phản cao đồng thời đặc trưng đường biên được

thêm vào cũng góp phần cải thiện độ chính xác của hệ thống nhận dạng bệnh cây trồng.

Trong thí nghiệm thứ ba, chúng tôi cũng sử dụng các đầu vào giống như thí nghiệm thứ nhất nhưng không chạy toàn bộ cơ sở dữ liệu mà chạy theo từng nhóm cây trồng cụ thể. Kết quả thể hiện trên bảng 2. Thí nghiệm này cũng cho thấy khi sử dụng ảnh đường biên thay cho ảnh đa mức xám kết quả có giảm nhưng ảnh đường biên là ảnh nhị phân nên sẽ thích hợp với các thiết bị cận biên.

Bảng 2. Kết quả với từng nhóm cây trồng

Cây trồng	Táo	Ớt chuông	Nho	Khoai tây	Cà chua
Độ chính xác (%)	70,17	69,12	70,10	69,37	69,75

Bảng 2 cho thấy kết quả khi chúng ta chỉ sử dụng đường biên của ảnh làm đầu vào cho DCNNs. Nhận thấy độ chính xác là thấp hơn so với sử dụng ảnh độ sáng có độ tương phản cao kết hợp với ảnh đường biên. Tuy nhiên chúng ta cũng thấy rằng nếu sử dụng đặc trưng đường biên thì kích thước của ảnh sẽ nhỏ hơn đáng kể. Điều này làm giảm khả năng lưu trữ và tính toán trên các thiết bị, đặc biệt là các thiết bị cận biên.

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này chúng tôi đã đề xuất một hệ thống ứng dụng trí tuệ nhân tạo nhận dạng bệnh của cây trồng. Hệ thống sử dụng ảnh độ sáng được tăng cường kết hợp với đặc trưng đường biên và ảnh đặc trưng màu sắc trong không gian CIELab là đầu vào cho DCNNs để phân lớp ảnh. Kết quả thí nghiệm cho thấy hệ thống làm việc tốt tuy nhiên kết quả chưa được như mong muốn. Nguyên nhân chính là trong cơ sở dữ liệu có sự khác biệt khá lớn về dữ liệu học và kiểm tra. Trong tương lai chúng tôi sẽ áp dụng phương pháp phân đoạn ảnh (segmentation) cho cả thao tác đào tạo và kiểm tra, đồng thời kết hợp phương pháp học sâu Scheduling Learning Rate, Early Stopping nhằm nâng cao độ tin cậy của hệ thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Do Thi Hanh, *Nông nghiệp là trụ do của nền kinh tế: Tu lý luận đến thực tiễn*. Vietnam National University of Agriculture, 2023. <https://vnua.edu.vn/tin-tuc-sukien/nghien-cuu-khoa-hoc/nong-nghiep-la-tru-do-cua-nen-kinh-te-tu-ly-luan-den-thuc-tien-53858>
- [2]. S. M. Hassan, et al., "A Survey on Different Plant Diseases Detection Using Machine Learning Techniques," *MDPI - Electronics*, 11, 2022.
- [3]. Nutter F. W., Esker P. D., Netto R. A. C., "Disease assessment concepts and the advancements made in improving the accuracy and precision of plant disease data," *Eur. J. Plant Pathol.*, 115, 95-103, 2006.
- [4]. Munyaneza J. E., Crosslin J. M., Buchman J. L., Sengoda V. G., "Susceptibility of different potato plant growth stages to purple top disease," *Am. J. Potato Res.*, 87, 60-66, 2010.
- [5]. Díaz-Pendón J. A., Cañizares M. C., Moriones E., Bejarano E. R., Czosnek H., "Navas-Castillo, J. Tomato yellow leaf curl viruses: Ménage à trois between the virus complex, the plant and the whitefly vector," *Mol. Plant Pathol.*, 11, 441-450, 2010.

- [6]. Shah J. P., Prajapati H. B., Dabhi V. K., "A survey on detection and classification of rice plant diseases," In *Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Current Trends in Advanced Computing (ICCTAC)*, 1-8, Bangalore, India, 10-11 March 2016.
- [7]. Prajapati B. S., Dabhi V. K., Prajapati H. B., "A survey on detection and classification of cotton leaf diseases," In *Proceedings of the 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT)*, 2499-2506, Chennai, India, 3-5 March 2016.
- [8]. Carranza-Rojas J., Goeau H., Bonnet P., Mata-Montero E., Joly A., "Going deeper in the automated identification of Herbarium specimens," *BMC Evol. Biol.*, 17, 181, 2017.
- [9]. Yang X., Guo T., "Machine learning in plant disease research," *Eur. J. BioMed. Res.*, 3, 6-9, 2017.
- [10]. Nagaraju M., Chawla P., "Systematic review of deep learning techniques in plant disease detection," *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, 11, 547-560, 2020.
- [11]. Pugoy R. A. D., Mariano V. Y., "Automated rice leaf disease detection using color image analysis," In *Proceedings of the Third International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2011)*, International Society for Optics and Photonics, 8009, 80090F Chengdu, China, 15-17 April 2011.
- [12]. Kaur S., Pandey S., Goel S., "Semi-automatic leaf disease detection and classification system for soybean culture," *IET Image Process.*, 12, 1038-1048, 2018.
- [13]. J. P. S. Schuler, "Color-Aware Two-Branch DCNN for Efficient Plant Disease Classification," *MENDEL Soft Computing Journal*, 06/2016.
- [14]. Toda Y., Okura F., "How convolutional neural networks diagnose plant disease," *Plant Phenomics*, 03, 2019.
- [15]. R. C. Gonzalez, R. E. Woods. *Digital image processing*. Prentice Hall, 2010.
- [16]. <https://github.com/joaopauloschuler/two-branch-plant-disease/>.

AUTHORS INFORMATION

Bui Van Hau¹, Nguyen Thien Tan¹, Pham Anh Tuan¹, Hoang Trong Minh²

¹Faculty of Electronics and Computer Science, University of Economics-Technology for Industries, Vietnam

²Faculty of Telecommunications, Posts and Telecommunications Institute of Technology, Vietnam