

# MỘT SỐ MÔ HÌNH HỌC MÁY CHO BÀI TOÁN HỖ TRỢ XỬ LÝ BỆNH CÂY TRỒNG TRONG NÔNG NGHIỆP

## MACHINE LEARNING MODELS FOR THE PROBLEM OF SUPPORTING AGRICULTURAL PLANTS

Nguyễn Đức Huy<sup>1,\*</sup>,  
Nguyễn Viết Dương<sup>1</sup>, Nguyễn Mạnh Cường<sup>2</sup>

### TÓM TẮT

Chẩn đoán bệnh trên cây trồng là một bài toán mang tới nhiều thách thức cho người nghiên cứu bởi số lượng lớn và đặc điểm phức tạp của các loại bệnh cây khác nhau. Trong bối cảnh đó, trí tuệ nhân tạo cũng đã được nghiên cứu và ứng dụng mạnh mẽ nhằm hỗ trợ giải quyết bài toán cũng như mang lại nhiều lợi ích cho sự phát triển của nền nông nghiệp nước nhà. Trong bài báo này, nhóm nghiên cứu tập trung giới thiệu một số mô hình học chuyển tiếp kết hợp giữa mô hình CNN với các mô hình SVM, K-NN cho bài toán nêu trên. Các kết quả thực nghiệm cho thấy sự cải thiện đáng kể về độ chính xác trong việc phân loại ảnh cũng như thời gian huấn luyện so với các mô hình riêng lẻ. Để tận dụng các kết quả đạt được và sự phát triển mạnh mẽ của điện thoại thông minh, nhóm đã xây dựng một ứng dụng với mục đích hỗ trợ các chủ vườn trong việc chăm sóc nông sản cũng như tạo sự kết nối giữa các chuyên gia cây trồng - các chủ nông trại - các nhà cung cấp thuốc bảo vệ thực vật/vật tư nông nghiệp.

**Từ khóa:** Nông nghiệp, học chuyển tiếp, mạng nơ ron, trích chọn thuộc tính, SVM.

### ABSTRACT

Diagnosis of plant diseases is a problem that brings many challenges to researchers because of the large number and complex features of different plant diseases, artificial intelligence has also been studied and applied strongly to help solve the problem as well as bring many benefits to the development of our country's agriculture. In this paper, we focus on introducing the transfer learning model that combines CNN and SVM, K-NN models for the above problem. The experimental results show a significant improvement in the accuracy of the image classification as well as the training time compared with the individual models. To take advantage of the results achieved and the strong growth of smartphones, we built a mobile app with the aim of assisting gardeners in taking care of their agricultural products as well as creating a connection between the Crop specialists - farm owners - suppliers of pesticides/agricultural supplies.

**Keywords:** Agriculture, transfer learning, neural Network, feature extractor, SVM.

<sup>1</sup>Lớp CNTT 01- K14, Khoa CNTT, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

<sup>2</sup>Khoa CNTT, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

\*Email: nguyendehuyit256@gmail.com

### 1. GIỚI THIỆU

Nông nghiệp luôn là mũi nhọn trong nền kinh tế của Việt Nam với những đóng góp to lớn qua việc đảm bảo an

ninh lương thực và xuất khẩu nông sản ra thị trường quốc tế. Do đó, phát triển nông nghiệp đảm bảo sản phẩm đạt chất lượng tốt là mục tiêu quan trọng. Do đó phát hiện dịch bệnh trên cây trồng cần được phát hiện kịp thời và xử lý triệt để nhằm loại bỏ vấn đề mất vệ sinh an toàn thực phẩm cũng như tránh những ảnh hưởng xấu tới sản xuất nông nghiệp.

Cây trồng bị bệnh thường có những triệu chứng hay vết bệnh rõ ràng trên lá, thân, quả. Tuy nhiên, lá cây thường là cơ sở để xác định những bệnh mà cây đang gặp phải. Trong hầu hết các trường hợp, khi các chủ vườn muốn xác định chắc chắn bệnh cây sẽ cần thuê các chuyên gia nông lâm nghiệp hỗ trợ, phương pháp này có thể gây tốn kém nhiều chi phí, thời gian khi nó phụ thuộc vào vị trí địa lý cũng như nguồn vốn mà chủ vườn đang có. Thậm chí, với những người chủ vườn còn thiếu kinh nghiệm, việc tự đánh giá sai tình trạng cây bệnh và sử dụng thuốc một cách bừa bãi, thuốc kém chất lượng sẽ kéo theo nhiều hệ lụy về chất lượng của nông sản, thiệt hại kinh tế không đáng có và gây ra tình trạng ô nhiễm môi trường. Chính vì vậy, nhằm đối phó với những thách thức trên, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo cũng như tận dụng sự phát triển mạnh mẽ của điện thoại thông minh cùng những tính năng vượt trội (camera HD tiên tiến, bộ vi xử lý mạnh mẽ...) để tạo nên một "chuyên gia nông lâm nghiệp di động" là cấp thiết.

Quá trình giải quyết bài toán bắt đầu bằng việc thu thập và tiền xử lý các bộ dữ liệu thực nghiệm liên quan tới bệnh cây trồng, đặc biệt tập trung vào các bệnh phổ biến gây ra nhiều khó khăn trong việc nhận biết và điều trị. Tiếp đến là nghiên cứu và áp dụng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để nhận dạng và phân loại bệnh. Mô hình của hệ thống phân loại sẽ gồm hai thành phần chính:

- Mô hình trích xuất đặc trưng (Feature Extractor): đặc trưng (feature) là những thuộc tính quan trọng và độc nhất của một bức ảnh. Việc trích xuất các đặc trưng cần được thực hiện bằng một thuật toán phù hợp nhằm đạt được kết quả tốt nhất tại mô hình phân lớp. Mạng nơ ron tích chập CNN là một lựa chọn tiêu biểu cho vấn đề trên với khả năng lọc nhiễu, giảm số chiều trên ảnh và có thể tự động học cách trích xuất các đặc trưng phức tạp bằng cách sử dụng nhiều bộ lọc khác nhau trong quá trình huấn luyện.

• Mô hình phân lớp (Classifier): Sau khi trích xuất các đặc trưng, các kỹ thuật học máy dựa trên cơ sở toán học chặt chẽ được áp dụng để xây dựng một bộ phân lớp các bệnh cây trồng. Nghiên cứu của nhóm sẽ tập trung vào 2 thuật toán KNN và SVM trong việc xây dựng mô hình phân lớp.

Phần tiếp theo của bài báo có cấu trúc như sau: Phần 2 sẽ giới thiệu các mô hình giải quyết bài toán. Trong phần 3, chúng tôi sẽ trình bày một số kết quả thực nghiệm cũng như hệ thống demo đã xây dựng được và cuối cùng phần 4 được dành để đưa ra một số kết luận.

**2. MỘT SỐ MÔ HÌNH ĐỂ XUẤT**

**2.1. Mô hình mạng nơ ron tích chập (CNN)**

Hiệu quả của mô hình CNN phụ thuộc chủ yếu vào kiến trúc của mạng. Trong phần này, nhóm tác giả sẽ giới thiệu một kiến trúc mạng nơ ron tích chập được sử dụng như một bộ trích xuất thuộc tính. Mục tiêu là sử dụng một mạng không quá phức tạp nhưng vừa đủ cho các mục đích trích chọn đặc trưng và cắt giảm số chiều của ảnh. Mô hình được đề xuất (Hình 1) bao gồm 5 khối chính với 5 lớp tích chập (Convolutional layer). Lớp tích chập có số lượng các bộ lọc (Filter) được đề xuất lần lượt là 32, 64, 128, 256 và 512.



Hình 1. Mô hình mạng nơ ron tích chập được đề xuất

**2.2. Mô hình SVM**

Trong phần này, nhóm tác giả trình bày về mô hình SVM. Xét bài toán phân lớp nhị phân. Cho trước một tập dữ liệu huấn luyện gồm n mẫu:

$$X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \in R^{n \times d+1}$$

trong đó,  $x_i$  là một véc tơ trong không gian  $R^d$  và  $y_i \in \{-1, 1\}$  là tập các nhãn lớp. Một siêu phẳng phân tách tập  $X$  thành hai miền có dạng:

$$(w, x) + b = 0$$

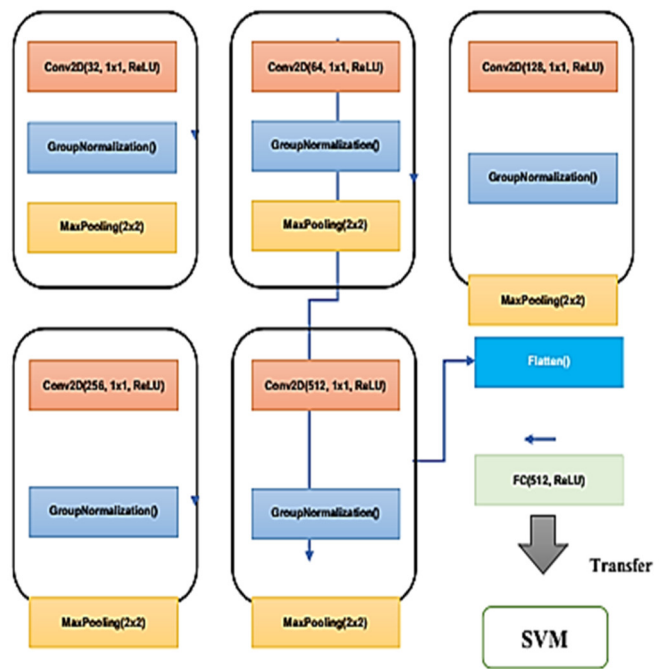
với  $w \in R^d$  và  $b \in R$ . Mục tiêu của bài toán huấn luyện SVM là tìm ra một siêu phẳng phân tách "tốt nhất" tập  $X$

theo nghĩa là lề của siêu phẳng (margin) đạt cực đại. Để tìm được bộ  $(w, b)$  như vậy, mô hình SVM cần giải một bài toán quy hoạch tuyến tính dạng toàn phương. Chi tiết của mô hình, xin xem trong [1, 2, 4].

**2.3. Mô hình học chuyển tiếp DSVM**

Mô hình là sự kết hợp của mạng nơ ron nhân tạo CNN và SVM, tuy nhiên quá trình huấn luyện của CNN và SVM được tách rời. Trong đó, mô hình CNN đóng vai trò như một bộ trích xuất đặc trưng có nhiệm vụ lọc nhiễu, trích rút đặc trưng và giảm số chiều trên dữ liệu ảnh đầu vào. Véc tơ đặc trưng thu được từ mô hình này được xem như đầu vào của mô hình SVM đa lớp. Sự kết hợp này được kỳ vọng sẽ tận dụng được ưu điểm của cả hai mô hình khi mà CNN thực hiện việc trích chọn đặc trưng rất hiệu quả trên ảnh, trong khi SVM lại có độ chính xác phân lớp tốt nếu dữ liệu đầu vào được tiền xử lý hiệu quả.

Để sử dụng mạng nơ ron được đề xuất ở hình 1 cho mô hình học chuyển tiếp DSVM, trước tiên mạng CNN được huấn luyện với đầy đủ các bước. Quá trình tiếp theo được thực hiện như sau: Mỗi ảnh đầu vào được đưa qua mạng CNN đã được huấn luyện ở trên nhưng bỏ đi hai lớp cuối. Đầu ra của mạng sau đó được lưu lại dưới dạng véc tơ đặc trưng 512 chiều. Trong pha tiếp theo, véc tơ đặc trưng này được chuyển tiếp tới một mô hình SVM sử dụng chiến lược phân đa lớp one vs one và đóng vai trò như đầu vào của mô hình này. Hình 2 dưới đây minh họa một cách trực quan hơn mô hình DSVM.



Hình 2. Mô hình học chuyển tiếp DSVM

**2.4. Mô hình học chuyển tiếp DKNN**

Ứng dụng của thuật toán K-NN trong bài toán phân lớp là xác định k đối tượng trong tập dữ liệu huấn luyện sao cho gần với đối tượng cần phân lớp nhất. Để xác định các đối tượng gần nhất, thuật toán K-NN tính khoảng cách giữa

2 đối tượng  $x$  và  $y$  bằng một độ đo phù hợp. Thông thường, ta có thể sử dụng độ đo Euclidean như sau:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

trong đó:  $x, y$  là các mẫu dữ liệu và  $n$  là số chiều của  $x$  và  $y$ .

Tương tự như mô hình DSVM được trình bày ở trên, chúng tôi đề xuất mô hình học kết hợp DKNN. Trong đó, mô hình CNN cũng được sử dụng như bộ trích rút đặc trưng dữ liệu ảnh đầu vào, tuy nhiên thuật toán KNN sẽ được áp dụng thay cho SVM để thực hiện phân lớp.

### 3. MỘT SỐ KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Các mô hình được nhóm nghiên cứu tiến hành thực nghiệm trên môi trường Google Colab với ngôn ngữ lập trình python. Google Colab hỗ trợ GPU Tesla T4 trong 12 giờ sử dụng liên tục giúp quá trình huấn luyện các mô hình diễn ra nhanh hơn. Nhóm sử dụng thủ tục 5-fold cross validation để tính ra kết quả trung bình của mỗi mô hình với mỗi bộ dữ liệu huấn luyện nhằm đưa ra được kết quả phân lớp tin cậy nhất.

Đầu tiên, mạng nơ ron tích chập nhóm đề xuất ở trên được huấn luyện và phân lớp trên các bộ dữ liệu. Các kết quả nhận dạng của mạng này được coi là kết quả của mô hình CNN riêng lẻ và được dùng để so sánh với mô hình học chuyển tiếp DSVM. Các tham số cho mô hình DSVM được xác định như sau: Tham số điều chỉnh  $C$  được chọn lần lượt trong tập  $\{10^{-1}, 1, 10\}$ . Hàm nhân được sử dụng là Gaussian Kernel hay Radial Basic Function (RBF) với tham số  $\sigma$  được chọn lần lượt trong tập  $\{10^{-6}, 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}\}$ . Với mô hình K-NN, tham số  $K$  được chọn trong khoảng  $[1, 40]$  để tiến hành thực nghiệm.

#### 3.1. Dữ liệu thực nghiệm

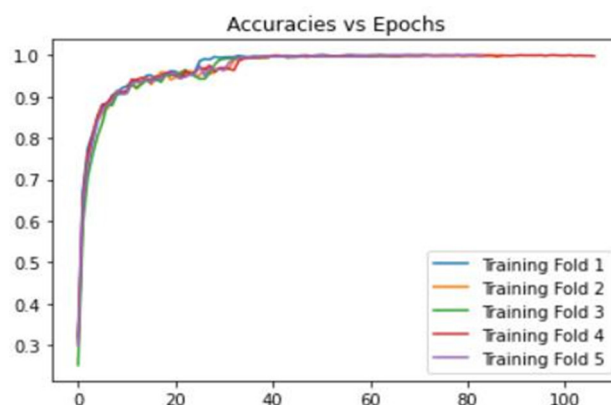
Quá trình thực nghiệm được tiến hành trên hai bộ dữ liệu bệnh cây trồng. Trong đó, bộ HDN\_Disease do chúng tôi tự thu thập, bộ dữ liệu còn lại là PlantVillage[3] được thu thập qua Internet. Chi tiết của các bộ dữ liệu xin xem trong bảng 1.

Bảng 1. Dữ liệu thực nghiệm

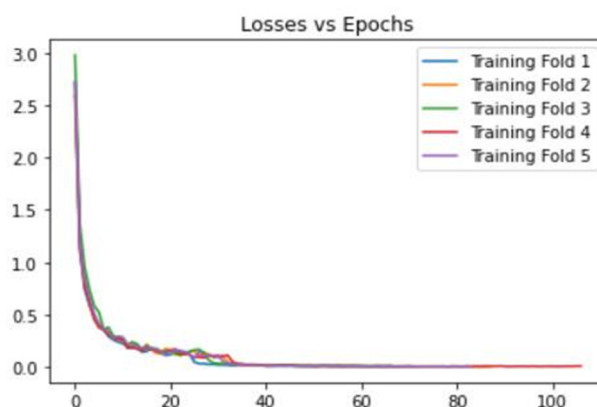
Dữ liệu	Số loại cây	Số loại bệnh	Số mẫu	Số lớp	Kích thước (pixel)
HDN_Disease	8	16	1925	17	128x128x3
PlantVillage	14	26	3899	39	128x128x3

#### 3.2. Kết quả thực nghiệm

Nhằm kiểm tra tính ổn định cũng như tốc độ hội tụ của mô hình CNN được đề xuất ở trên. Chúng tôi tiến hành thử nghiệm mô hình này trên bộ dữ liệu PlantVillage, chi tiết bộ dữ liệu xin xem trong [3]. Hình 3 và 4 lần lượt biểu thị độ chính xác phân lớp và giá trị hàm tổn thất qua các lần lặp (Epochs) trong quá trình huấn luyện.



Hình 3. Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp (Epochs)



Hình 4. Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp (Epochs)

Các kết quả cho thấy quá trình huấn luyện được diễn ra ổn định, không còn hiện tượng giảm đột ngột (*drop*) của Accuracy sau 40 epoch trên bộ dữ liệu PlantVillage.

Tiếp theo là kết quả thử nghiệm của các mô hình CNN, DSVM, DKNN trên độ đo Accuracy. Chi tiết các số liệu được thể hiện trong bảng 2 và 3.

Bảng 2. Độ chính xác phân lớp của các mô hình trên độ đo Accuracy

Mô hình \ Dữ liệu	HDN_Disease		PlantVillage	
	Training set	Test set	Training set	Test set
CNN	99,79%	84,94%	99,94%	95,54%
DKNN	<b>100%</b>	96,62%	98,53%	98,03%
DSVM	<b>100%</b>	<b>97,82%</b>	<b>100%</b>	<b>99,15%</b>

Bảng 3. Thời gian huấn luyện và thời gian phân lớp của các mô hình

Mô hình \ Dữ liệu	HDN_Disease		PlantVillage	
	Training time (s)	Testing time (s)	Training time (s)	Testing time (s)
CNN	1132.78	0.82	1399.04	1.35
DKNN	-	<b>0.05</b>	-	<b>0.19</b>
DSVM	0.22	0.13	0.94	0.77

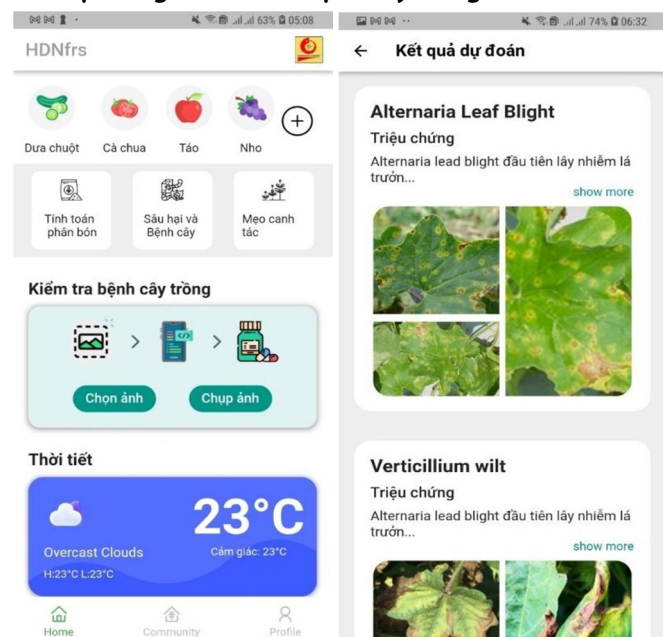
Có thể thấy rằng: Mô hình CNN được đề xuất đảm bảo được độ chính xác phân lớp tốt với độ chính xác phân lớp đạt hơn 95% trên bộ dữ liệu kiểm tra PlantVillage và hơn 84% trên bộ dữ liệu kiểm tra HDN\_Disease.

Mô hình DKNN có kết quả thực nghiệm tương đối tốt trên cả 2 bộ dữ liệu khi đạt độ chính xác phân lớp lớn hơn 96%, và tốt hơn CNN trên cả hai bộ dữ liệu kiểm tra.

Cuối cùng là khả năng phân lớp tốt nhất của mô hình DSVM khi đạt độ chính xác lớn hơn 97% trên tất cả các bộ dữ liệu và tốt hơn các kết quả thu được của các mô hình khác.

Cả ba mô hình đều có thời gian huấn luyện và thời gian phân lớp chấp nhận được. Trong đó, DKNN thể hiện khả năng thực thi nhanh nhất với thời gian huấn luyện và thời gian phân lớp đều tốt hơn rất nhiều so với chỉ số này của các mô hình khác.

### 3.3. Hệ thống chẩn đoán bệnh cây trồng



Hình 5. Giao diện trang chủ



Hình 6. Giao diện hiển thị kết quả dự đoán



Hình 7. Giao diện thông tin chi tiết bệnh được dự đoán

Với mục tiêu xây dựng một ứng dụng di động với chức năng chính là nhận dạng bệnh cây trồng qua dữ liệu hình ảnh nhận được từ người dùng, từ đó đưa ra giải pháp cũng như các thông tin quan trọng liên quan tới bệnh cây và có giao diện người dùng thân thiện, tinh tế, dễ sử dụng và có tiềm năng phát triển thành ứng dụng di động thương mại trong tương lai nên chúng tôi quyết định nghiên cứu và sử dụng 2 framework là Flutter và Flask. Một số hình ảnh giao diện xin được trình bày qua các hình 5 - 7.

Hệ thống thử nghiệm sử dụng mô hình học chuyển tiếp DSVM như đã giới thiệu ở phần trên và có thể xử lý 16 bệnh thuộc về 8 loại cây khác nhau.

### 4. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã giới thiệu một số mô hình học máy ứng dụng cho hệ thống chẩn đoán bệnh cây trồng trong nông nghiệp. Các kết quả thực nghiệm cho thấy các mô hình học chuyển tiếp được giới thiệu tỏ ra khá hiệu quả trong việc chẩn đoán bệnh cây trồng cả về độ chính xác cũng như thời gian thực thi.

Chúng tôi cũng giới thiệu một ứng dụng di động thử nghiệm trong đó sử dụng mô hình DSVM để giải quyết bài toán chẩn đoán bệnh cây trồng qua hình ảnh. Hệ thống có thể thực thi tốt trên dữ liệu thực và thu được những kết quả nhận dạng với độ chính xác chấp nhận được. Hệ thống này cũng có khả năng mở rộng khi kết hợp với flycam để thu được cái nhìn bao quát về tình trạng sức khỏe của vườn cây cũng như hỗ trợ tư vấn giải quyết dịch bệnh từ xa.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Nguyễn Mạnh Cường, Nguyễn Lương Bằng, Phạm Ngọc Hoàn, Phí Trung Hiếu, 2022. *Mô hình học chuyển tiếp cho các dịch vụ dựa trên định danh*. Tạp chí Khoa học và Công nghệ, trường Đại học Công nghiệp Hà Nội, tập 58, số 2.
- [2]. Nguyen M.C., Nguyen V.T., 2016. *A Method for Reducing the Number of Support Vectors in Fuzzy Support Vector Machine*. Advanced Computational Methods for Knowledge Engineering, Volume 453 of the series Advances in Intelligent Systems and Computing, pp. 17-27.
- [3]. David. P. Hughes, Marcel Salathe, 2016. *An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics*. arXiv:1511.08060v2.
- [4]. Le Thi H.A., Nguyen M.C., 2016, *Efficient Algorithms for Feature Selection in Multi-class Support Vector Machine*. Annals of Operations Research.