

# NGHIÊN CỨU MẠNG RESNET NHẬN DẠNG BỆNH CÂY TRỒNG ỨNG DỤNG TRONG IOT NÔNG NGHIỆP

RESEARCH ON RESNET NETWORK FOR PLANT DISEASE IDENTIFICATION APPLICATION IN AGRICULTURAL IOT

Bùi Văn Hậu<sup>1,\*</sup>,

Phạm Anh Tuấn<sup>1</sup>, Hoàng Trọng Minh<sup>2</sup>

DOI: <https://doi.org/10.57001/huih5804.2025.317>

## TÓM TẮT

Sự tích hợp IoT (Internet of Things) trong nông nghiệp đang thay đổi các phương pháp canh tác truyền thống bằng cách cho phép ra quyết định dựa trên dữ liệu, tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên và nâng cao năng suất. Công nghệ IoT tạo điều kiện giám sát và quản lý thời gian thực các quy trình nông nghiệp, điều này rất quan trọng để đáp ứng nhu cầu lương thực toàn cầu ngày càng tăng trong bối cảnh nguồn lực hạn chế. Ứng dụng học máy trong xác định các bệnh của cây trồng đang phát triển mạnh mẽ. Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất sử dụng mạng ResNet để nhận dạng bệnh cây trồng trong IoT nông nghiệp đồng thời phát triển cơ sở dữ liệu UAV\_T để khảo sát mạng. Kết quả cho thấy mạng được đề xuất có tính tin cậy khi kết quả nhận lên tới 100% trong khi mạng Vgg16 hay GoogLeNet đạt 98,91%.

**Từ khóa:** IoT, học máy, ResNet, nông nghiệp.

## ABSTRACT

Integrating IoT (Internet of Things) in agriculture is transforming traditional farming methods by enabling data-driven decision making, optimizing resource utilization, and improving productivity. IoT technology facilitates real-time monitoring and management of agricultural processes, which is crucial to meet the growing global food demand in the context of limited resources. The application of machine learning in plant disease identification is growing rapidly. In this study, we propose to use the dilated ResNet network for plant disease identification in agricultural IoT and develop the UAV\_T database for network survey. The results show that the proposed network is reliable, achieving results of up to 100%, while the VGG16 and GoogLeNet networks reach 98.91%.

**Keywords:** IoT, Machine learning, ResNet, Agriculture.

<sup>1</sup>Khoa Điện tử và Kỹ thuật máy tính, Trường Đại học Kinh tế - Kỹ thuật Công nghiệp

<sup>2</sup>Khoa Viễn thông 1, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

\*Email: [bvhau@uneti.edu.vn](mailto:bvhau@uneti.edu.vn)

Ngày nhận bài: 21/4/2025

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 02/6/2025

Ngày chấp nhận đăng: 28/9/2025

## 1. GIỚI THIỆU

Ứng dụng công nghệ IoT (Internet of Things) trong lĩnh vực nông nghiệp ngày càng được thừa nhận là một chiến lược mang tính cách mạng để nâng cao năng suất nông nghiệp, tính bền vững và hiệu quả hoạt động. Việc triển khai các ứng dụng IoT trong nông nghiệp bao gồm việc sử dụng các cảm biến và thiết bị đa dạng để thu thập và phân tích dữ liệu, từ đó trao quyền cho nông dân đưa ra quyết định sáng suốt và tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên. Phương pháp này không chỉ giải quyết những thách thức cấp bách liên quan đến đất đai và tài nguyên hạn chế mà còn tạo điều kiện cho nhu cầu sản xuất lương thực leo thang. Hiệu quả của IoT trong lĩnh vực nông nghiệp thông minh được thể hiện trong một số lĩnh vực quan trọng, bao gồm canh tác chính xác, quản lý tài nguyên và tính bền vững của môi trường.

Công nghệ IoT tăng cường canh tác tối ưu bằng cách tạo điều kiện quản lý tỉ mỉ các tài nguyên như nước, phân bón và thuốc trừ sâu. Điều này được thực hiện thông qua xử lý và phân tích dữ liệu theo thời gian thực, cho phép các can thiệp có mục tiêu nhằm nâng cao năng suất và chất lượng cây trồng [1]. Việc triển khai mạng cảm biến không dây WSNs (Wireless Sensor Networks) trong nông nghiệp trang bị cho nông dân những hiểu biết toàn diện về cây trồng của họ, do đó cho phép thực hiện các phương pháp quản lý phù hợp nhằm nâng cao hiệu quả và giảm chất thải [2].

Các ứng dụng của IoT trong nông nghiệp sử dụng đáng kể quản lý tài nguyên thiên nhiên, đặc biệt là liên quan đến việc sử dụng nước bền vững và giảm thiểu tác động môi trường [3]. Các nền tảng quản lý nước tiết kiệm năng lượng, không thể thiếu trong các hệ thống IoT, đã thể hiện tiềm năng tăng gấp đôi tính ổn định của mạng đồng thời giảm 25% mức tiêu thụ năng lượng, do đó

nhấn mạnh triển vọng tiết kiệm chi phí và nâng cao hiệu quả trong các hoạt động nông nghiệp [2].

Công nghệ IoT cũng góp phần đáng kể vào tính bền vững của môi trường bằng cách giảm sự phụ thuộc vào hóa chất đầu vào và tăng cường chất lượng của đất. Điều này được thực hiện thông qua giám sát và quy định tỉ mỉ các đầu vào nông nghiệp, do đó giảm thiểu các hậu quả bất lợi về môi trường thường liên quan đến các phương pháp nông nghiệp thông thường [3]. Sự kết hợp của IoT với các công nghệ không gian địa lý và dự báo khí tượng tiếp tục thúc đẩy các hoạt động nông nghiệp bền vững bằng cách trang bị cho nông dân những hiểu biết sâu rộng về điều kiện môi trường, từ đó tạo điều kiện cho việc ra quyết định chủ động và đầy đủ thông tin [1].

Trong khía cạnh tiếp cận kinh tế và công nghệ, sự tiến bộ của các thiết kế IoT khả thi về mặt kinh tế là điều tối quan trọng để cho phép nông dân ở các quốc gia đang phát triển tham gia vào các hoạt động nông nghiệp thông minh. Ngày nay, các thiết bị có giá cả phải chăng và thiết kế thực tế đảm bảo rằng các công nghệ IoT có thể đạt được sự áp dụng rộng rãi, ngay cả ở các khu vực được đặc trưng bởi cơ sở hạ tầng công nghệ hạn chế [4]. Các hệ thống IoT sử dụng mạng 4G hoặc 5G hiện có có thể được triển khai hiệu quả trong các hoạt động nông nghiệp nhỏ hơn, cung cấp giải pháp có thể mở rộng giúp nâng cao năng suất nông nghiệp mà không cần đầu tư đáng kể vào cơ sở hạ tầng mới [2].

Mặc dù lợi thế của IoT trong nông nghiệp thông minh là đáng kể, nhưng vẫn còn những thách thức liên quan đến độ chính xác của cảm biến, quản trị dữ liệu và cập nhật về công nghệ mới để triển khai hệ thống IoT hiệu quả [3]. Giải quyết những thách thức này là cần thiết để hiện thực hóa tiềm năng đầy đủ của công nghệ IoT trong quá trình chuyển đổi nông nghiệp. Hơn nữa, cơ quan quản lý nhà nước cần có định hướng phát triển chiến lược và định hướng nghiên cứu trong tương lai để cải thiện hiệu quả và khả năng tiếp cận của các giải pháp IoT trong lĩnh vực nông nghiệp [3].

Sự kết hợp của công nghệ IoT với học máy (ML - Machine Learning) và trí tuệ nhân tạo (AI - Artificial Intelligence) đã phát triển mạnh mẽ trong lĩnh vực xác định bệnh cây trồng, đưa ra các phương pháp đầy hứa hẹn cho các hoạt động nông nghiệp bền vững. Những tiến bộ công nghệ này tạo điều kiện cho việc giám sát thời gian thực và chẩn đoán chính xác các bệnh về cây trồng. Những tiến bộ này đã góp phần giảm thiểu thiệt hại và tăng cường an ninh lương thực. Ứng dụng IoT trong lĩnh vực nông nghiệp bao gồm việc triển khai chiến lược các

cảm biến và thiết bị hình ảnh để tích lũy dữ liệu liên quan đến môi trường và cây trồng, sau đó phải tuân theo các thuật toán ML tinh vi để xác định sớm và chính xác các bệnh. Những ứng dụng này vào IoT nông nghiệp không chỉ tăng cường quản lý dịch bệnh cây trồng mà còn tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên và thúc đẩy nông nghiệp chính xác.

Tích hợp IoT và ML sử dụng các cảm biến IoT và thiết bị hình ảnh được định vị một cách có hệ thống khắp khu vực nông nghiệp để thu thập dữ liệu thời gian thực, bao gồm cả các cảm biến môi trường và hình ảnh độ phân giải cao của cây trồng. Dữ liệu này rất quan trọng để chủ động phát hiện và quản lý bệnh tật [5, 6].

Các thuật toán học máy, đặc biệt là mạng CNN (Convolutional Neural Network), được sử dụng để xem xét kỹ lưỡng dữ liệu thu được. Các thuật toán này đã chứng minh độ chính xác đặc biệt trong việc xác định bệnh, với một số nghiên cứu nhất định báo cáo mức độ chính xác vượt quá 98% [7]. Sự kết hợp của IoT và ML tạo điều kiện xem xét mối tương quan giữa tỷ lệ mắc bệnh với các yếu tố quyết định môi trường, do đó tăng cường quá trình ra quyết định và giảm sự phụ thuộc vào các can thiệp hóa học [5].

Một phân tích so sánh các thuật toán học máy khác nhau, đáng chú ý là VGG16 và CNN, đã được thực hiện để đánh giá hiệu quả của chúng trong việc phát hiện bệnh. Các phương pháp sáng tạo, được minh họa bởi mạng lưới "nhờn" kháng sinh dựa trên tối ưu hóa sóng nước Taylor-Water, đã được xây dựng để tăng độ chính xác của việc xác định bệnh, đạt độ chính xác cao nhất là 91,6% [8]. Việc tích hợp SVM (Support Vector Machine) cùng với việc trích xuất tính năng theo hướng và phân tích GCC (Green Chromatic Coordinate) đã mang lại tỷ lệ chính xác cao hơn, với một số mô hình nhất định đạt được độ chính xác ấn tượng 99,69% [9].

Hệ thống IoT tạo điều kiện giám sát và quản lý cây trồng nông nghiệp từ xa, trao quyền cho nông dân thu thập dữ liệu và đưa ra quyết định sáng suốt từ bất kỳ vị trí địa lý nào [10]. Các hệ thống này không chỉ thúc đẩy việc xác định sớm các bệnh cây trồng mà còn tăng cường tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên, chẳng hạn như nước và phân bón, do đó thúc đẩy các hoạt động nông nghiệp bền vững [7, 11]. Sự kết hợp của IoT và học máy trong lĩnh vực nông nghiệp đã cho kết quả là giảm đáng kể thời gian cần thiết để chẩn đoán và can thiệp bệnh, đồng thời cải thiện năng suất cây trồng tổng thể và lợi ích kinh tế cho nông dân [11].

Mặc dù sự kết hợp giữa IoT và học máy trong việc xác định bệnh cây trồng mang lại nhiều lợi thế, nhưng những thách thức đáng kể vẫn tồn tại liên quan đến khả năng mở rộng và hiệu quả chi phí. Việc thiết lập cơ sở hạ tầng IoT và xây dựng các mô hình học máy tiên tiến đòi hỏi đầu tư tài chính đáng kể và sự nhạy bén kỹ thuật, có thể không thể tiếp cận được với tất cả nông dân, đặc biệt là ở các khu vực đang phát triển.

Các mạng ResNet (Residual Network), được phân loại là một kiến trúc học sâu tinh vi, đã thể hiện hiệu quả đáng kể trên các lĩnh vực khác nhau, đặc biệt là trong lĩnh vực nỗ lực phân loại hình ảnh, thiết kế kiến trúc, tích hợp các kết nối còn lại, tạo điều kiện cho việc đào tạo các mạng sâu hơn, do đó giảm bớt các vấn đề như hiện tượng gradient biến mất. Khả năng này đã tạo ra sự sử dụng rộng rãi và thành công trong các lĩnh vực bao gồm hình ảnh y tế, phân loại hình ảnh vệ tinh và nông nghiệp.

Các mô hình ResNet đã thể hiện hiệu quả vượt trội trong việc phát hiện và phân loại khối u não từ chụp cắt lớp vi tính não, đạt được mức độ chính xác, độ đặc hiệu, khả năng ghi nhớ và độ nhạy cao. Những phát hiện như vậy cho thấy sự tích hợp đầy hứa hẹn của các phương pháp học sâu trong môi trường lâm sàng, có khả năng tăng cường các quy trình chẩn đoán và kết quả của bệnh nhân [12]. Kết quả ứng dụng mạng ResNet đã vượt qua các mạng CNN thông thường trong một loạt các tác vụ phân loại hình ảnh. Khung kiến trúc của mạng, bao gồm các biến thể như Res2Net và SENet, đã góp phần đáng kể vào sự tiến bộ của các ứng dụng thị giác máy tính bao gồm nhận dạng đối tượng và phân đoạn hình ảnh [13]. Trong lĩnh vực phân loại hình ảnh vệ tinh, ResNet đã chứng minh độ chính xác vượt trội so với CNN. Khả năng nắm bắt các phụ thuộc tầm xa trong hình ảnh và khả năng chống lại sự phù hợp quá mức khiến chúng đặc biệt hiệu quả cho ứng dụng cụ thể này [14]. Mặc dù các mạng ResNet đã được chứng minh là hiệu quả trong các ứng dụng khác nhau, nhu cầu tính toán của chúng nhưng khả năng suy giảm hiệu suất khi mô hình trở nên quá sâu của chúng hiện đang là những thách thức. Nghiên cứu và phát triển liên tục nhằm tối ưu hóa các mạng này, cân bằng chiều sâu và độ phức tạp của chúng với những cân nhắc thực tế để triển khai trong thế giới thực.

## 2. SỬ DỤNG MẠNG RESNET TRONG IoT NÔNG NGHIỆP

### 2.1. Sơ đồ khối tổng quát

Mạng ResNet đóng vai trò quan trọng trong việc bảo vệ cây trồng bằng cách nâng cao độ chính xác và hiệu quả của việc phát hiện dịch bệnh và dịch hại trong thực tiễn nông nghiệp. Kiến trúc mạng cho phép các mô hình học

sâu để phân loại và nhận biết hiệu quả các bệnh cây trồng khác nhau, điều này rất quan trọng đối với các chiến lược quản lý và can thiệp kịp thời. Việc sử dụng mạng ResNet có thể nâng cao độ chính xác trong phát hiện bệnh, nhận dạng bệnh hiệu quả và khả năng mở rộng khi tự động hóa. Sơ đồ khối của hệ thống nhận dạng bệnh cây trồng được thể hiện trên hình 1.

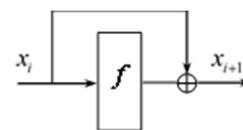


Hình 1. Sơ đồ khối hệ thống nhận dạng bệnh cây trồng.

Quá trình tiền xử lý hình ảnh trong việc xác định sâu bệnh thực vật ngày càng được công nhận là một thành phần quan trọng với các hệ thống nhận dạng trong nông nghiệp hiện đại. Quá trình này bao gồm chuẩn hóa kích cỡ, tỉ lệ, góc quay và cân bằng lược đồ xám. Với sự ra đời của xử lý hình ảnh kỹ thuật số và kỹ thuật học sâu, độ chính xác và hiệu quả của việc phát hiện dịch hại đã được cải thiện đáng kể, cho phép các can thiệp kịp thời có thể giảm thiểu tổn thất cây trồng. Trong thực nghiệm cho thấy nếu các hình ảnh không được tiền xử lý tốt sẽ dẫn tới sự sai khác về tỉ lệ của đặc trưng cũng như so sánh giữa ảnh học (train) và ảnh khi được kiểm tra thực tế (test). Kết quả mô phỏng cho thấy, với các hình ảnh được chuẩn hóa tốt mạng ResNet sẽ cho kết quả nhận dạng cao.

### 2.2. Cấu trúc cơ bản của một khối ResNet

Kiến trúc mạng ResNet được K. He và cộng sự [15] giới thiệu nhằm ứng dụng trong lĩnh vực nhận dạng ảnh ứng dụng học sâu. Kiến trúc mạng sử dụng khả năng học và thông qua các kết nối tắt (skip connection), giúp tăng cường đáng kể việc đào tạo trong mạng DCNN. Để giới thiệu mạng này trước hết chúng ta giả thiết có cấu trúc mạng đơn giản sau.



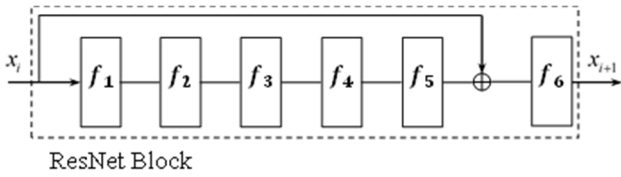
Hình 2. Cấu trúc của một nút mạng đơn giản

Như trên hình 2 ta thấy, với một cấu trúc mạng đơn giản được hình thành bởi rất nhiều các biến đổi khác nhau từ tín hiệu đầu vào  $x_i$ . Tổng hợp của các biến đổi này chúng ta ký hiệu chung là hàm  $f$ . Kiến trúc mạng cũng bao gồm một kết nối tắt trực tiếp tới đầu ra để tổng hợp với hàm  $f$ . Tín hiệu đầu ra của cấu trúc mạng trên được tính như sau:

$$x_{i+1} = f(x_i) + x_i \tag{1}$$

Trên cơ sở của một cấu trúc mạng đơn giản, mạng ResNet phát triển một tổ hợp các hàm khác nhau khi xử

lý tín hiệu đầu vào  $x_i$ . Sơ đồ cấu trúc cơ bản của một khối trong mạng ResNet được thể hiện như hình 3.



Hình 3. Cấu trúc cơ bản của một khối mạng ResNet

Hình 3 cho thấy kiến trúc cơ bản của một mạng ResNet. Trong sơ đồ cấu trúc này các hàm  $f_1$  và  $f_4$  thường được sử dụng là toán tử tích chập (convolution) của ảnh đầu vào với một bộ lọc có kích thước  $3 \times 3$ . Hàm tích chập này có thể là tích chập bình thường hoặc có thể phát triển mạng lên thành tích chập giãn cách (dilated). Sự giống và khác nhau của tích chập này sẽ được giới thiệu trong phần sau.

Các hàm  $f_2$  và  $f_5$  thường là các thao tác chuẩn hóa hàng loạt (BatchNorm). Trong mạng ResNet, BatchNorm đóng một vai trò quan trọng trong việc nâng cao hiệu quả học và hiệu suất của mô hình. BatchNorm chuẩn hóa đầu vào của mỗi lớp, giúp giảm thiểu các vấn đề như sự thay đổi hiệp biến bên trong, do đó ổn định quá trình học. Việc sử dụng các tham số thay đổi và tỷ lệ có thể học cho phép mô hình điều chỉnh thích ứng các đầu ra được chuẩn hóa, góp phần cải thiện việc học trên các lớp của mạng.

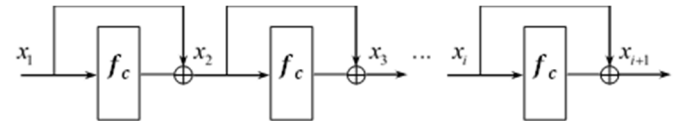
Các hàm  $f_3$  và  $f_6$  thường là các hàm ReLU. Hàm kích hoạt ReLU (Rectified Linear Unit) trong các mạng ResNet đóng một vai trò quan trọng trong việc nâng cao tính đặc trưng và hiệu quả của mô hình. Bằng cách giới thiệu tính phi tuyến tính, ReLU cho phép mạng phân vùng không gian đầu vào thành các vùng tuyến tính từng phần, điều này rất cần thiết để nắm bắt các mẫu phức tạp trong dữ liệu. Sử dụng chức năng này góp phần cải thiện hiệu suất tổng thể của ResNet bằng cách tạo điều kiện cho các kiến trúc sâu hơn thông qua các kết nối bỏ qua (skip connection), giúp giảm thiểu các vấn đề như tính biến mất của gradient.

Các khối cơ bản trong kiến trúc ResNet rất quan trọng để cho phép các mô hình học sâu học một cách hiệu quả bằng cách tạo điều kiện cho luồng gradient trong quá trình học.

### 2.3. Kiến trúc của mạng ResNet

Quá trình xây dựng mạng ResNet liên quan đến việc cấu trúc nó từ các khối chuyên biệt khác nhau để nâng cao hiệu suất và hiệu quả học của mạng. Quá trình này thường bao gồm việc tích hợp các khối còn lại, tạo điều kiện cho việc đào tạo các mạng sâu hơn bằng cách giảm

thiểu các vấn đề như suy hao gradient. Hình 4 biểu diễn một cấu trúc cơ sở của mạng ResNet.



Hình 4. Kiến trúc cơ sở của một mạng ResNet

Trên hình 4 ta thấy, một mạng ResNet được cấu trúc bởi nhiều khối của mạng ResNet (ResNet block) như trên hình 3. Trong hình 4, mỗi hàm  $f_c$  được mô tả tương đương với một chuỗi các thao tác của các hàm  $f_1, f_2, f_3, f_4$  và  $f_5$  đối với tín hiệu đầu vào  $x_i$ . Tùy vào mục đích xây dựng mạng khác nhau mà mạng ResNet có thể bao gồm số lượng các khối cơ sở khác nhau. Số lượng khối trong mạng ResNet thể hiện độ sâu của mô hình, điều này rất quan trọng đối với hiệu suất của nó trong các tác vụ như nhận dạng hình ảnh. Mỗi khối bao gồm một loạt các lớp chập với các kết nối tắt tạo điều kiện cho việc huấn luyện (train) các kiến trúc sâu hơn bằng cách giảm thiểu các vấn đề như biến mất gradient. Ngoài các khối cơ bản trên, trong quá trình thiết kế mạng các nhà nghiên cứu cũng có thể chèn thêm các khối khác biệt. Các khối khác biệt này bao gồm các hàm và kiến trúc khác nhau tùy theo ứng dụng cụ thể.

### 2.4. Tích chập thường và tích chập giãn cách (dilated)

Phép tính chập hai chiều thông thường giữa một bộ lọc (hoặc hạt nhân) với một hình ảnh đầu vào hoặc bản đồ đặc trưng theo cả hai hướng ngang và dọc. Tại mỗi vị trí, bộ lọc thực hiện phép nhân tương ứng từng phần tử của bộ lọc với ảnh hoặc bản đồ đặc trưng đầu vào, sau đó tính tổng kết quả để tạo ra một giá trị đầu ra duy nhất tương ứng với vị trí đó. Thao tác này được lặp lại trên toàn bộ đầu vào để nhận được một bản đồ đặc trưng đầu ra. Biểu diễn toán học của quá trình này là nền tảng trong các ứng dụng khác nhau, bao gồm mạng nơ-ron và quá trình xử lý không gian ảnh.

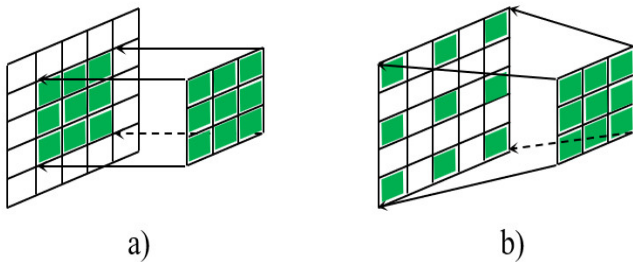
$$(f * k)(t, u) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{\varphi=-\infty}^{+\infty} f(t - \tau)k(u - \varphi) \quad (2)$$

trong đó,  $f$  là ảnh hoặc bản đồ đặc trưng đầu vào,  $k$  là một bộ lọc hoặc nhân (kernel).

Tích chập giãn cách hai chiều mở rộng trường tiếp nhận của tích chập bình thường bằng cách đưa vào các khoảng trống (được dịch đi) giữa các phần tử của hạt nhân và ảnh đầu vào tương ứng theo cả hướng ngang và hướng dọc. Các khoảng trống này được xác định bởi các hệ số dịch. Hệ số này chỉ định khoảng cách giữa các phần tử hạt nhân và bản đồ đặc trưng tương ứng. Biểu diễn toán học cho tích chập giãn cách hai chiều như sau:

$$(f * lk)(t, u) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{\varphi=-\infty}^{+\infty} f(t - l\tau)k(u - l\varphi) \quad (3)$$

trong đó,  $l$  là khoảng cách dịch. Nếu  $l = 1$  thì sẽ là phép dịch thông thường.



Hình 5. Phép chập bình thường và chập dịch

Phương pháp đề xuất dựa trên các phép tích chập dịch trong khối cấu trúc cơ sở của ResNet gọi là ResNet dịch. Các ưu điểm của phép tích chập dịch là tăng hệ số dịch của bộ lọc sẽ tăng khoảng cách trường tiếp nhận của nó, giúp nắm bắt nhiều đặc trưng toàn cục hơn từ đầu vào mà không làm tăng kích thước của các tham số khác cũng như bộ nhớ với thời gian.

### 3. THÍ NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

#### 3.1. Tham số đánh giá

Để khảo sát độ chính xác của mô hình chúng tôi sử dụng tham số đánh giá độ chính xác phổ biến hiện nay. Độ chính xác của mô hình nhận dạng được tính như sau:

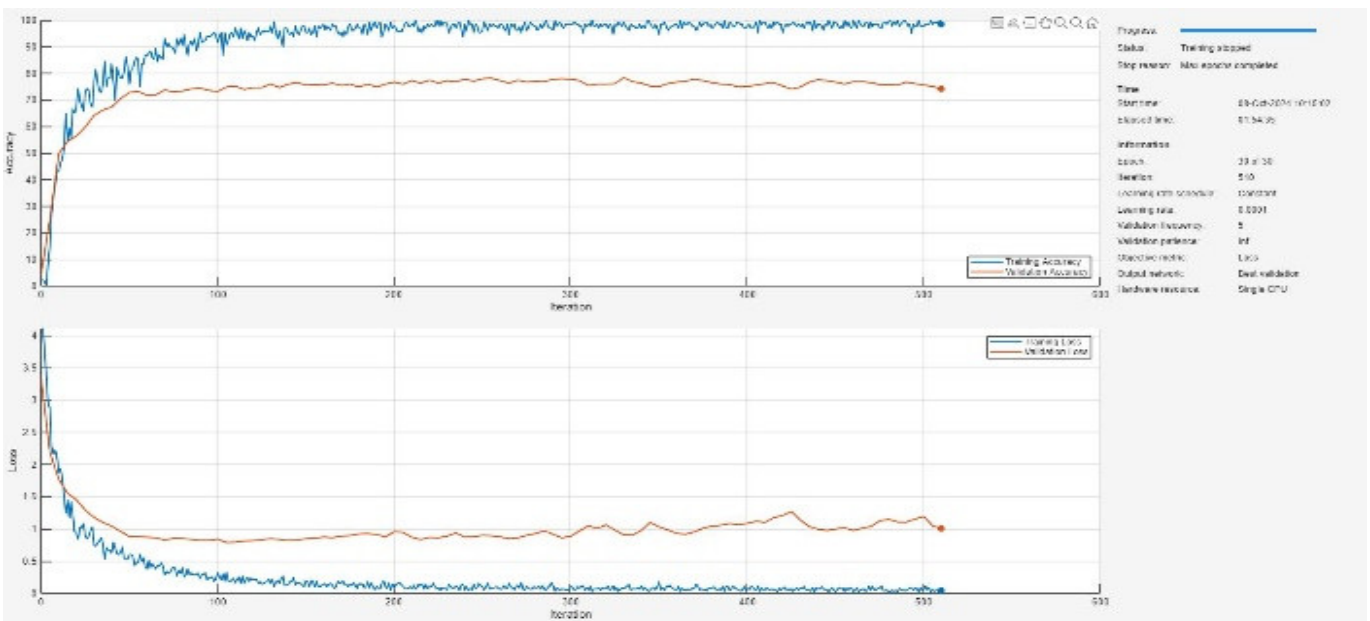
$$A = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \cdot 100\% \quad (4)$$

trong đó, TP (True Positive) thể hiện mô hình đã nhận dạng đúng và đúng trong thực tế, TN (True Negative) cho thấy mô hình dự đoán là cây bị mắc bệnh nặng và điều

này là đúng khi đối chiếu với cơ sở dữ liệu. Tương ứng chúng ta có FP (False Positive) và FN (False Negative) tương ứng với số lần mà mô hình dự đoán sai. Đánh giá TP và TN giúp phân tích rủi ro trong các quyết định dựa trên mô hình. Thông qua việc theo dõi TP và TN, các nhà nghiên cứu có thể điều chỉnh mô hình để cải thiện hiệu suất, từ đó đạt được sự cân bằng tốt hơn giữa việc phát hiện và loại bỏ các dự đoán sai.

#### 3.2. Cơ sở dữ liệu

Trong nghiên cứu này chúng tôi sử dụng 2 cơ sở dữ liệu. Cơ sở dữ liệu thứ nhất là PlantDoc. Cơ sở dữ liệu PlantDoc là một nguồn tài nguyên quan trọng nhằm tăng cường phát hiện sớm các bệnh thực vật thông qua các kỹ thuật thị giác máy tính. Nó giải quyết thách thức quan trọng là mất năng suất cây trồng, đặc biệt là ở Ấn Độ, nơi có tới 35% năng suất hàng năm bị ảnh hưởng bởi bệnh tật. Cơ sở dữ liệu bao gồm 2.598 hình ảnh trên 13 loài thực vật và 17 lớp bệnh, được chú thích tỉ mỉ trong khoảng 300 giờ. Tập dữ liệu này không chỉ tạo điều kiện thuận lợi cho nghiên cứu mà còn cải thiện độ chính xác phân loại lên tới 31% khi được sử dụng trong đào tạo mô hình của Singh và cộng sự [16]. Do đó trong nghiên cứu này chúng tôi chỉ sử dụng hình ảnh của cây cà chua bình thường và nhiễm các loại bệnh khác nhau. Cơ sở dữ liệu thứ hai được chúng tôi sử dụng là UAV\_T. Dữ liệu này được thu thập bằng cách chụp từ UAV thực tế. Dữ liệu bao gồm bao gồm 130 ảnh của cây cà chua bình thường và mắc bệnh (2 lớp) thán thư (các triệu chứng bao gồm: các đốm nhẹ và không đều, màu nâu đến đen trên lá và quả, cháy lá, chết cành và nhánh).



Hình 6. Kết quả của mô hình với dữ liệu PlantDoc cho cây cà chua

### 3.3. Kết quả với dữ liệu PlantDoc chưa chuẩn hóa

Khi chạy kết quả của mô hình trên dữ liệu PlantDoc cho cây cà chua chúng tôi sử dụng 8 lớp dữ liệu với lá cây cà chua bình thường và các bệnh khác nhau. Quá trình thí nghiệm với các tham số được thể hiện trên hình 6.

Trong quá trình thí nghiệm mô hình được train trong 30 epoch và 510 vòng lặp. Cấu hình của thí nghiệm bao gồm 75% ảnh được train, 15% ảnh để validation và 10% ảnh kiểm tra. Độ chính xác của mô hình là 61%. Kết quả này cho thấy dữ liệu trong PlantDoc cần được tiền xử lý tốt hơn và cần có sự đa dạng hơn giữa ảnh huấn luyện và ảnh kiểm tra. Đồng thời kết quả cũng cho chúng ta thấy tầm quan trọng của quá trình tiền xử lý dữ liệu trong lĩnh vực học máy nói riêng và nghiên cứu nói chung.

### 3.4. Kết quả với dữ liệu UAV\_T và đối chiếu

Kết quả khảo sát mạng ResNet được đề xuất với cơ sở dữ liệu UAV\_T được thể hiện trên bảng 1. Bảng 1 cho thấy, độ chính xác khi nhận dạng của mạng được đề xuất khi so sánh với một số mạng DCNN kinh điển cho thấy mạng được đề xuất bước đầu là đáng tin cậy và có kết quả tốt.

Bảng 1. Độ chính xác của mạng đề xuất với một số mạng khác

STT	Mạng	Cơ sở dữ liệu	Tỉ lệ huấn luyện, cập nhật và kiểm tra (%)	Độ chính xác (%)
1	Resnet18	PlantDoc	75;15;10	61
2	Vgg16	PlantDoc	75;15;10	60
3	Googlenet	PlantDoc	75;15;10	61
4	SqueezeNet	PlantDoc	75;15;10	60
5	Resnet18	UAV_T	75;15;10	100
6	Resnet18	UAV_T	65;15;20	100
7	Resnet18	UAV_T	55;15;30	100
8	Resnet18	UAV_T	45;15;40	100
9	Resnet18	UAV_T	35;15;50	100
10	Resnet18	UAV_T	15;15;70	100
11	Vgg16	UAV_T	15;15;70	98,91
12	Googlenet	UAV_T	15;15;70	98,91
13	SqueezeNet	UAV_T	15;15;70	98,91

### 4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này chúng tôi đã đề xuất sử dụng mạng ResNet để nhận dạng các bệnh của cây trồng trong IoT nông nghiệp. Chúng tôi cũng tiến hành thu thập một cơ sở dữ liệu được chụp từ UAV để đánh giá mạng được đề xuất với một số mạng khác. Kết quả cho thấy mạng

được đề xuất là đáng tin cậy và có kết quả tốt. Trong thời gian tới chúng tôi sẽ tiếp tục nghiên cứu khảo sát mạng với cơ sở dữ liệu lớn, đa dạng hơn đồng thời tự thu thập dữ liệu UAV\_T để hoàn thiện nghiên cứu.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Yesankarm et al., "A Review on the Role of IoT in Smart Agriculture with Reference to Efficiency," *Sustainability and Precision Farming*, 533-537, 2024. <https://doi.org/10.1109/icesc60852.2024.10689999>
- [2]. Deepa, et al., "IoT based Energy Efficient using Wireless Sensor Network Application to Smart Agriculture," in *2023 International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*, Bengaluru, India, 90-95, 2023. <https://doi.org/10.1109/IDCIoT56793.2023.10053446>
- [3]. Chintamaneni, et al., "Revolutionizing Farming: An Analysis of IoT-based Smart Agriculture Monitoring Systems," in *2024 5th International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, Coimbatore, India, 486-492, 2024. <https://doi.org/10.1109/icesc60852.2024.10689999>
- [4]. Aung T.H., Tun E., Mon S.S., "Improved Efficiency of Smart Agriculture By Using Cost-Effective IoT Design," in: Pakeerathan, K. (eds), *Smart Agriculture for Developing Nations. Advanced Technologies and Societal Change*. Springer, Singapore, 2023. [https://doi.org/10.1007/978-981-19-8738-0\\_5](https://doi.org/10.1007/978-981-19-8738-0_5)
- [5]. Suman, et al., "IoT-enhanced machine learning for precise crop disease detection and sustainable agriculture," *Nucleation and Atmospheric Aerosols*, 2024. <https://doi.org/10.1063/5.0215260>
- [6]. Purushotham, et al., "Smart Farming Solutions for Crop Disease Prediction and Control using IoT and ML," in *2024 International Conference on Intelligent Computing and Emerging Communication Technologies (ICEC)*, Guntur, India, 1-6, 2024. <https://doi.org/10.1109/icec59683.2024.10837068>
- [7]. Slimani H., El Mhamdi J., Jilbab A., "Enhancing Crop Health in Smart Greenhouse Through IoT-Based Data Optimization and Deep Learning Algorithms," in *2024 4th International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, FEZ, Morocco, 1-8, 2024 <https://doi.org/10.1109/iraset60544.2024.10548428>
- [8]. Rathinam, et al., "Cybernetics approaches in intelligent systems for crops disease detection with the aid of IoT," *International Journal of Intelligent Systems*, 36(11), 6550-6580, 2021. <https://doi.org/10.1002/INT.22560>
- [9]. Jha, et al., "Crop Disease Classification using Support Vector Machines with Green Chromatic Coordinate (GCC) and Attention based feature extraction for IoT based Smart Agricultural Applications," *arXiv.Org, abs/2311.00429*, 2023. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2311.00429>
- [10]. P. Venkatamohan, D. Nagpal, M. K. Bheemireddy, R. K. Ketharapu, "Identification of paddy plant diseases using Artificial Intelligence (AI)," in *2023 4th International Conference on Intelligent Engineering and Management*

(ICIEM), London, United Kingdom, 1-6, 2023. doi: 10.1109/ICIEM59379.2023.10166245.

[11]. Sundar, et al., "Smart IoT-Enabled Deep Learning for Diagnosing Maize Leaf Diseases," in *2024 International Conference on Intelligent Algorithms for Computational Intelligence Systems (IACIS)*, Hassan, India, 1-6, 2024. <https://doi.org/10.1109/iacis61494.2024.10721842>

[12]. Bajaj S., Bala M., Angurala M., "Evaluation of ResNet Architecture's Performance for Early Brain Infarction Detection," in *2024 11th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, New Delhi, India, 609-615, 2024. <https://doi.org/10.23919/indiacom61295.2024.10498838>

[13]. Prajwal S., K I. A., "A Comparative Study Of RESNET-Pretrained Models For Computer Vision," in *Conference: IC3 2023: 2023 Fifteenth International Conference on Contemporary Computing*, 2023. <https://doi.org/10.1145/3607947.3608042>

[14]. Ezhilarasan D., Bhavani N. P. G., "An Effective DNN Based ResNet Approach for Satellite Image Classification," in *2023 4th International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC)*, Trichy, India, 1055-1062, 2023. <https://doi.org/10.1109/icosec58147.2023.10276330>

[15]. He K., et al., "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 770-778, 2016.

[16]. D. Singh, et al., "PlantDoc: A Dataset for Visual Plant Disease Detection," in *CoDS COMAD 2020: Proceedings of the 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD*, 249 - 253, 2020. <https://doi.org/10.1145/3371158.3371196>

---

#### AUTHORS INFORMATION

**Bui Van Hau<sup>1</sup>, Pham Anh Tuan<sup>1</sup>, Hoang Trong Minh<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Faculty of Electronics and Computer Engineering, University of Economics - Technology for Industries, Vietnam

<sup>2</sup>Faculty of Telecommunications 1, Posts and Telecommunications Institute of Technology, Vietnam