

# PHÁT HIỆN MỘT SỐ BỆNH TRÊN TRÁI CAM DỰA TRÊN KỸ THUẬT DEEP LEARNING DETECTION OF SOME ORANGE FRUIT DISEASES BASED ON DEEP LEARNING TECHNIQUES

ĐẶNG THỊ XUÂN TIÊN<sup>1,a</sup>, NGUYỄN QUAN KHÁNH<sup>2</sup>,  
THS. TRẦN VĂN THUẬN<sup>3</sup>, TS. TRẦN THỊ TỐ QUYÊN<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Trường Tiểu học Tân Hạnh B

<sup>2</sup>Trường Cao đẳng Kiên Giang

<sup>3</sup>Trường Cao đẳng nghề Vĩnh Long

<sup>4</sup>Trường Đại học Cần Thơ

<sup>a</sup>Tác giả liên hệ: [22904015@st.vlute.edu.vn](mailto:22904015@st.vlute.edu.vn)

Nhận bài (Received): 01/03/2024; Phản biện (Reviewed): 26/03/2024; Chấp nhận (Accepted): 01/04/2024

## TÓM TẮT

Phát hiện bệnh trên trái cây có múi nói riêng và trên cây nông nghiệp nói chung đã và đang được rất nhiều sự quan tâm nghiên cứu do tầm quan trọng của nó trong việc xây dựng một nền nông nghiệp bền vững và hiện đại. Các thành viên trong nhóm đã thu thập bộ dữ liệu hình ảnh một số loại bệnh gây hại cho cam trên Kaggle để phân tích các loại bệnh và đề xuất các biện pháp ngăn ngừa cũng như phương pháp trị bệnh tương ứng. Nhóm tác giả đã sử dụng một số kỹ thuật học sâu (Deep Learning) và thị giác máy tính (Computer Vision) qua đó mô hình học máy được huấn luyện trên tập dữ liệu lớn của các hình ảnh trái cam bị bệnh và không bệnh, từ đó học cách phân biệt giữa các trạng thái khác nhau dựa trên kiến trúc mạng EfficientNet-B7 và mạng Inception-V3. Bước đầu qua đánh giá thử nghiệm cho thấy kết quả đạt được rất khả thi để ứng dụng vào thực tế nhằm dự đoán các bệnh trên trái cam.

**Từ khóa:** Phân loại bệnh trên cam, học sâu, EfficientNet-B7, Inception-V3

## ABSTRACT

*Detecting diseases on citrus trees in particular and on agricultural crops in general is receiving much research attention due to its importance in building modern, sustainable agriculture. Team members have collected image data sets of several diseases that damage oranges on Kaggle to analyze the diseases and propose corresponding prevention and treatment methods. The authors used many of deep learning and computer vision techniques, through which the machine learning model was trained on a large data set of images, sick and disease-free oranges, thereby learning to distinguish different states based on the EfficientNet-B7 and Inception-V3 network architectures. Initial experimental evaluation shows that the achieved results are very feasible for practical application to predict diseases on oranges.*

**Keywords:** Orange disease classification, deep learning, EfficientNet-B7, Inception-V3.

## 1. GIỚI THIỆU:

Việt Nam là một nước có nền nông nghiệp phát triển, có khí hậu nhiệt đới ẩm gió mùa vô cùng thích hợp cho sự phát triển của ngành công nghiệp cây ăn quả. Trong đó cam là một trong những loại cây ăn quả được trồng phổ biến ở khắp Việt Nam, điển hình như ở các tỉnh: Hà Giang, Hà Tĩnh, Tiền Giang, Cần Thơ, Vĩnh Long [1], [2], [3], [4]. Thế nhưng, khí hậu nhiệt đới ẩm cũng là điều kiện thuận lợi cho vi khuẩn, nấm mốc phát triển và lây lan nhanh chóng trên cây ăn trái.

Một số bệnh thường gặp trên cam như bệnh ghè, vàng lá gân xanh và đốm đen. Đây là các loại bệnh chủ yếu ảnh hưởng đến bề mặt da của trái cam, gây mất thẩm mỹ và giá trị của trái cam, bệnh nặng thì ảnh hưởng nghiêm trọng đến năng suất cây trồng.

Hiện nay có một số rất ít hệ thống nhận dạng bệnh học trên cây trồng của một số nhà nghiên cứu trong và ngoài nước như: Nhận dạng bệnh trên cây lúa bằng phương pháp học chuyển giao bởi Nguyễn Thái Nghe [5] hay Creative Common [8] đã giới thiệu về một phương pháp sử dụng mô hình mạng DNN kết hợp mạng VGGNet16 để phát hiện mức độ nghiêm trọng của bệnh trên trái cây có múi với tập dữ liệu được lấy trực tuyến từ PlantVillage và Kaggle. Độ chính xác của mô hình này qua kiểm tra trên các hình ảnh được lựa chọn ngẫu nhiên đối với tình trạng trái cây khỏe mạnh, mức độ bệnh thấp, mức độ bệnh cao và mức độ bệnh trung bình là rất cao.

Bài báo này đề xuất một tiếp cận phát hiện và phân loại một số bệnh trên trái cam với tập dữ liệu được lấy từ Kaggle, sử dụng một số kỹ thuật học sâu và thị giác máy tính dựa trên kiến trúc mạng EfficientNet-B7 và mạng Inception-V3.

## 2. NỘI DUNG

### 2.1 Phương pháp nghiên cứu

- Các phương pháp nghiên cứu:

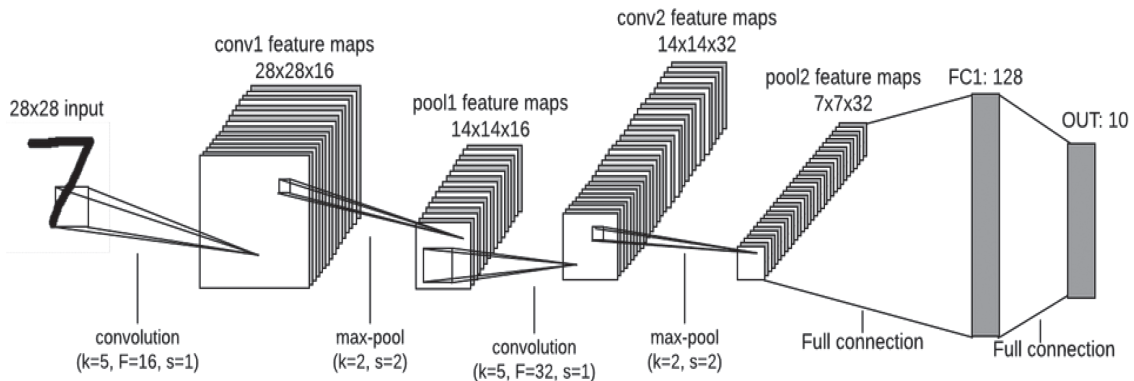
Tìm hiểu và nghiên cứu về kiến trúc mạng học sâu, thị giác máy tính, mô hình mạng tích chập Convolutional Neural Network (CNN). Nghiên cứu về cách thức hoạt động của các mô hình Inception-V3, EfficientNet-B7. Tìm hiểu các tài liệu, các công cụ, thư viện và thực hiện chương trình.

Tiến hành thu thập bộ dữ liệu đồng thời xử lý các dữ liệu đã thu thập được, xây dựng mô hình. Phân chia dữ liệu, sử dụng mô hình CNN để trích xuất đặc trưng, tiến hành phân lớp và huấn luyện mô hình. Sau đó tiến hành phân tích, so sánh kết quả và đánh giá các phương pháp đã thực hiện. Từ đó đánh giá và đưa ra kết luận cho mô hình, tập dữ liệu và các phương án cần cải thiện cho mô hình đã thực hiện.

- Mạng nơ-ron tích chập

Mạng nơ-ron tích chập CNN [9] là một mô hình học sâu có thể xây dựng được các hệ thống phân loại có khả năng nhận dạng và phân loại hình ảnh với độ chính xác cao. Mạng CNN cho phép người dùng xây dựng những hệ thống phân loại và dự đoán với độ chính xác cực cao. Hiện nay, mạng CNN được ứng dụng nhiều hơn trong xử lý, nhận diện và phân loại hình ảnh. Mạng CNN bao gồm các lớp cơ bản sau: lớp tích chập (Convolutional), Lớp phi tuyến Relu (Rectified Linear Unit), lớp Pooling và lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layer).

Mô hình mạng CNN gồm: Input image -> Convolutional layer (Conv) + Pooling layer (Pool) -> Fully connected layer (FC) -> Output.



Hình 1: Mô hình mạng CNN [8]

### - Mạng Inception-V3

Inception-V3[10] là một mô hình học sâu dựa trên mạng thần kinh chuyển đổi, được sử dụng để phân loại hình ảnh. Inception-V3 là phiên bản cao cấp của mẫu Inception-V1 cơ bản được giới thiệu với tên GoogLeNet vào năm 2014. Inception-V3 bao gồm 24 triệu tham số. Toàn bộ các lớp tích chập của Inception-V3 được theo sau bởi một layer batch normalization và một hàm ReLU Activation. Batch normalization là kỹ thuật chuẩn hóa đầu vào theo từng minibatch tại mỗi lớp theo phân phối chuẩn hóa  $N(0,1)$ , giúp cho quá trình huấn luyện thuật toán nhanh hơn. Inception-V3 giải quyết được vấn đề thắt cổ chai (representational bottlenecks). Tức là kích thước của các layers không bị giảm một cách đột ngột. Đồng thời Inception-V3 được tính toán hiệu quả hơn nhờ sử dụng phương pháp nhân tố (factorisation methods).

### - EfficientNet-B7

EfficientNet [11] là mạng thần kinh tích chập tiên tiến nhất được Google huấn luyện và công bố thông qua bài báo “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks” vào năm 2019. Có 8 phiên bản thay thế của EfficientNet (B0 đến B7) và ngay cả phiên bản đơn giản nhất, EfficientNet-B0, cũng xuất sắc. Với 5,3 triệu tham số, nó đạt hiệu

suất chính xác Top-1 77,1%.

Đối với mô hình mạng CNN, các nhà nghiên cứu đã đi theo hướng mở rộng các tham số của mạng nhằm cải thiện độ chính xác. Các tham số để mở rộng một mạng CNN là độ sâu (depth), độ rộng (width) và độ phân giải (resolution). Độ sâu được mở rộng bằng cách thêm vào nhiều lớp hơn. Độ rộng là số kênh hay số bộ lọc được sử dụng ở mỗi lớp nhân tích chập của mạng. Mở rộng độ phân giải tương ứng với việc tăng kích thước ảnh đầu vào cho mỗi mạng. Còn cách tiếp cận của mô hình mạng EfficientNet là cách tiếp cận tổng hợp bằng cách mở rộng cả ba tham số về độ sâu, độ rộng và độ phân giải của mạng CNN trong khi vẫn đảm bảo chi phí tính toán của mạng không tăng lên quá nhiều.

### - Các thước đo đánh giá mô hình:

Confusion Matrix (CM) là ma trận nhầm lẫn, bao gồm một tập hợp các tiêu chí nhằm đánh giá hiệu quả của một mô hình phân loại. Xét các giá trị trong ma trận nhầm lẫn thu được từ kết quả phân loại, cách sử dụng các chỉ số sau: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) và False Negative (FN).

- TP (True Positive): Số lượng hình ảnh bị nhiễm bệnh mà hệ thống đã phát hiện chính xác.

- TN (True Negative): Số lượng hình ảnh khỏe mạnh mà hệ thống đã phát hiện chính xác.

- FN (False Negative): Số lượng hình ảnh khỏe mạnh được hệ thống xác định là trái cây bị nhiễm bệnh.

- FP (False Positive): Số lượng hình ảnh bị nhiễm mà hệ thống đã phát hiện là khỏe mạnh.

Độ chính xác (Precision) là tỉ lệ chính xác khi nhận diện, thang đo độ chính xác của dự đoán. Precision càng cao đồng nghĩa mô hình càng tốt, ít đưa ra các dự đoán positive sai.

Công thức tính Precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} TN \quad (1)$$

Recall đo lường tỷ lệ dự báo chính xác các trường hợp positive trên toàn bộ các mẫu thuộc nhóm positive. Recall càng cao, mô hình càng tốt, ít bỏ sót trong việc xác định được tất cả các mẫu positive.

Công thức tính Recall:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

- F1 Score là trung bình điều hòa giữa precision và recall. Do đó nó đại diện hơn trong việc đánh giá độ chính xác trên đồng thời precision và recall.

- F1-Score càng cao, mô hình càng giỏi cả về chính xác và độ nhạy.

Công thức tính F1 Score:

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

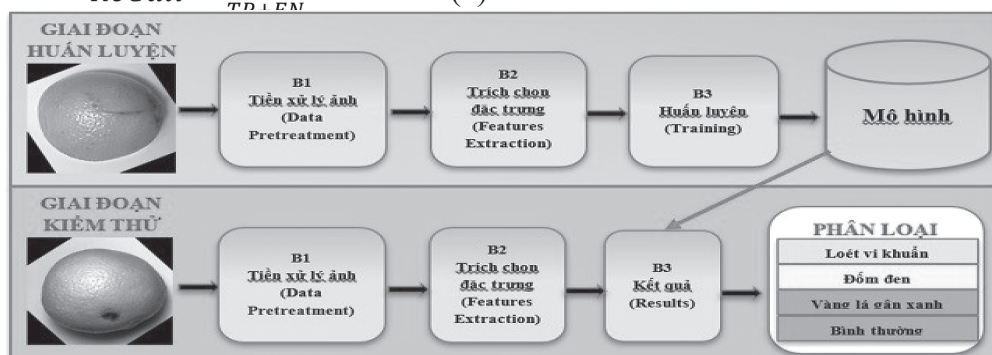
Độ chính xác-Accuracy giúp ta đánh giá hiệu quả dự báo của mô hình. Độ chính xác càng cao thì mô hình càng tốt. Độ chính xác được tính bằng tổng số các trường hợp được dự báo đúng chia cho tổng số các trường hợp.

Công thức tính Accuracy:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Kết quả nghiên cứu:

Để giải quyết bài toán trên nhóm tác giả đề xuất sử dụng mô hình tổng quát như Hình 2. Mô hình tổng quát gồm 2 giai đoạn. Giai đoạn huấn luyện và giai đoạn kiểm thử được mô tả cụ thể như hình sau:



Hình 2: Mô hình để xuất phát hiện một số bệnh trên cam

Giai đoạn đào tạo mô hình:

Dữ liệu hình ảnh thường cần được xử lý trước khi sử dụng cho việc huấn luyện. Điều này bao gồm việc chuẩn hóa hình ảnh, điều chỉnh kích thước ảnh, loại bỏ ảnh mờ không đạt tiêu chuẩn, sửa tên, tiến hành gán nhãn và phân loại dữ liệu. Sau đó tiến hành

rút trích đặc trưng với hai mô hình mạng là Inception-V3 và EfficientNet-B7 như đã đề cập ở trên, tiếp đó là huấn luyện mô hình.

Giai đoạn kiểm thử:

Dữ liệu đầu vào sẽ là tập dữ liệu hình ảnh được mô tả ở phần 2.2 sau đó đưa qua các mô hình mạng từ giai đoạn thứ nhất để

dự đoán phát hiện một số bệnh trên cam.

## 2.2. Kết quả thực nghiệm:

Các kịch bản áp dụng:

Để tiến hành thực nghiệm cho mô hình đã đề xuất, nhóm tác giả thực hiện 2 kịch bản với tham số huấn luyện như sau:

*Bảng 1: Các kịch bản được đề xuất và các tham số huấn luyện*

Kịch bản	Mạng huấn luyện	Mạng trích xuất đặc trưng	Tỉ lệ học	Kích thước mẫu	Số lớp
1	Inception-V3	Inception-V3	0.001	32	4
2	EfficientNet-B7	EfficientNet-B7	0,0001	16	4

### Môi trường cài đặt và tập dữ liệu thực nghiệm:

*Môi trường cài đặt:* Hệ thống được cài đặt bằng ngôn ngữ Python và chạy trên cùng một môi trường Google Colab. Thư viện hỗ trợ đào tạo mô hình mạng sử dụng là Tensorflow và Keras.

*Tập dữ liệu thực nghiệm:* Dữ liệu được nhóm tác giả thu thập là bộ dữ liệu Orange diseases dataset được phát triển để xây

dựng các thuật toán học máy và học sâu nhằm thực hiện việc phân loại bệnh trên cam. Trong tập dữ liệu này có lớp cam tươi và ba loại bệnh khác, bệnh loét vi khuẩn, đốm đen và bệnh vàng lá trên cây có múi, bao gồm: 201 hình ảnh về bệnh loét vi khuẩn, 206 hình ảnh về bệnh đốm đen, 369 hình ảnh về bệnh vàng lá gân xanh và 388 hình ảnh về những quả cam khỏe mạnh.

### - Các kết quả thực nghiệm:

*Bảng 2: Thể hiện các giá trị đánh giá mô hình Inception-V3*

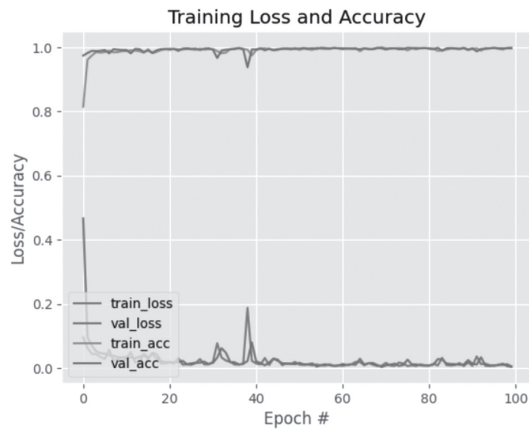
	precision	recall	F1-Score	Support
Fresh	0.9951	0.9951	0.9951	206
canker	0.9950	0.9950	0.9950	201
blackspot	1.0000	1.0000	1.0000	388
greening	1.0000	1.0000	1.0000	369
accuracy			0.9983	1164
macro avg	0.9975	0.9975	0.9975	1164
weighted avg	0.9983	0.9983	0.9983	1164

*Bảng 3: Thể hiện các giá trị đánh giá mô hình EfficientNet-B7*

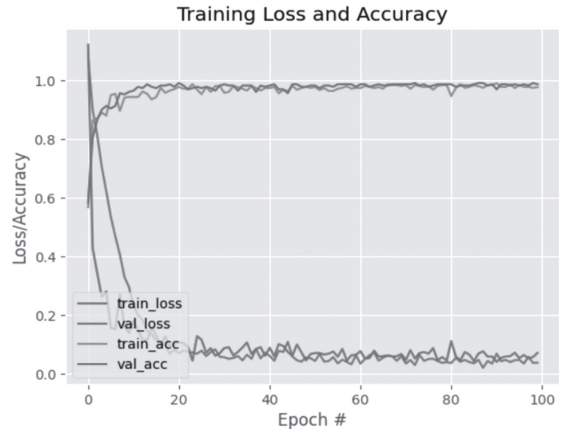
	precision	recall	F1-Score	Support
Fresh	1.00	1.00	1.00	78
canker	0.92	0.97	0.95	36
Blackspot	0.98	0.94	0.96	48
greening	1.00	1.00	1.00	71
accuracy			0.98	233
macro avg	0.97	0.98	0.98	233
weighted avg	0.98	0.98	0.98	233

**Độ đo Loss và Accuracy:** Hình 3 thể hiện giá trị Loss và Accuracy của các kịch bản 1 và kịch bản 2. Độ chính xác của các kịch bản lần lượt là 99,83% và 98,25%.

Kết quả thực nghiệm cho thấy kịch bản 1 độ chính xác cao hơn trên tập dữ liệu đề xuất, phù hợp cho nhận dạng bệnh trên cam trong thực tế



a) Mô hình Inception-V3



b) Mô hình EfficientNet-B7

**Hình 3. Độ chính xác và độ lỗi thực nghiệm trên các mô hình**

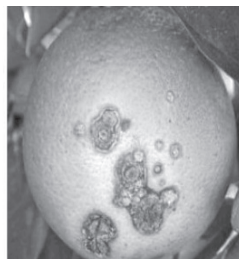
- Một số hình ảnh phân loại bệnh:  
 Một số kết quả thực nghiệm của quá trình nhận dạng bệnh trên trái cam dựa trên

mô hình mạng đã đề xuất được trình bày như Hình 4



1/1 [=====] - 2s 2s/step  
 [[9.9905854e-01 9.3372155e-04 2.0254283e-06 5.7463608e-06]]  
 Giá trị dự đoán là: BỆNH ĐÓM ĐEN

a) Dự đoán trên bệnh Đốm đen



1/1 [=====] - 0s 36ms/step  
 [[2.0948955e-08 1.0000000e+00 1.7333197e-13 1.0285585e-11]]  
 Giá trị dự đoán là: BỆNH GHÊ

b) Dự đoán trên bệnh Ghê



1/1 [=====] - 6s 6s/step  
 Giá trị dự đoán là: BỆNH VÀNG LÁ

c) Dự đoán trên bệnh Đốm đen



1/1 [=====] - 0s 25ms/step  
 [[9.9997628e-01 1.2055626e-05 6.4518836e-06 5.2826335e-06]]  
 Giá trị dự đoán là: BỆNH ĐÓM ĐEN

d) Dự đoán trên bệnh Ghê

**Hình 4: Kết quả dự đoán trên các loại bệnh**

Kết quả trên cho thấy phát hiện và phân loại trên trái cam trên cả hai mô hình đạt độ chính xác cao trong nhận dạng 3 loại bệnh đề xuất, thời gian xử lý rất nhanh và chính xác với các loại ảnh cam bệnh và ảnh cam không bệnh.

### 3. KẾT LUẬN:

Trong bài báo này nhóm tác giả đã tiến hành nghiên cứu lý thuyết về mạng học sâu, mạng CNN.

Nghiên cứu các mạng EfficientNet-B7, mạng Inception-v3 cho việc phát hiện và

phân loại một số bệnh trên trái cam.

Xây dựng phương pháp để phát hiện và phân loại một số bệnh trên trái cam dựa trên các mô hình mạng nêu trên với độ chính xác là 98,72% và 99,66%.

Kết quả cho thấy việc ứng dụng mô hình học chuyển giao trong nhận dạng bệnh hại trái cam hoàn toàn khả thi. Ứng dụng này có thể hỗ trợ người nông dân phát hiện bệnh hại, kịp thời điều trị đúng bệnh, giảm thiểu thiệt hại do sâu bệnh gây ra, đảm bảo phát triển bền vững nền nông nghiệp ở nước ta.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. sfsolution.vn S.S.C. LTD- Bệnh vàng lá thối rữa hoành hành vùng cây có múi Bắc Giang. CÔNG TY TNHH TM & SX NGỌC YẾN, <<http://ngocyen.com.vn/vi/benh-vang-la-thoi-re-hoanh-hanh-vung-cay-co-mui-bac-giang/n1579.html>>.
2. Phòng trừ bệnh loét trên cây có múi trong mùa mưa. <<http://dost-bentre.gov.vn/tin-tuc/606/phong-tru-benh-loet-tren-cay-co-mui-trong-mua-mua>>.
3. (2022). Tìm giải pháp khắc phục triệt để diện tích cam bị bệnh ở Hà Giang. Báo Nhân Dân điện tử, <<https://nhandan.vn/post-710200.html>>.
4. (2006). Vĩnh Long khắc phục bệnh vàng lá trên cây cam sành. Báo Nhân Dân điện tử, <<https://nhandan.vn/post-591151.html>>.
5. Thanh T.T.P. và Nghe N.T. (2022). Nhận dạng bệnh trên lá lúa bằng phương pháp học chuyển giao. *Tạp Chí Khoa Học Đại Học Cần Thơ*, **58(4)**, 1–7.
6. Dhiman P., Kukreja V., Manoharan P. và cộng sự. (2022). A Novel Deep Learning Model for Detection of Severity Level of the Disease in Citrus Fruits. *Electronics*, **11(3)**, 495.
7. (2022). Neural Network là gì? Ứng dụng và phân loại. <<https://plus.vtc.edu.vn/neural-network-ung-dung-va-phan-loai/>>.
8. Bài 6: Convolutional neural network | Deep Learning cơ bản. <[https://nttuan8.com/bai-6-convolutional-neural-network/#Convolutional\\_layer](https://nttuan8.com/bai-6-convolutional-neural-network/#Convolutional_layer)>, accessed: 29/08/2023.
9. Khánh P.Đ. Khoa học dữ liệu. Khanh's blog, <<https://phamdinhhkhanh.github.io>>.
10. xdevlabs (2023). 04 mô hình pre-trained CNN giúp bạn giải quyết các bài toán thị giác máy tính với Transfer Learning. VinBigData, <<https://vinbigdata.com/kham-pha/04-mo-hinh-pre-trained-cnn-giup-ban-giai-quyet-cac-bai-toan-thi-giac-may-tinh-voi-transfer-learning.html>>.