

Hệ thống nhận dạng trái cây thông minh tiếp cận phương pháp Deep Learning

Nguyễn Hà Huy Cường
Trung Tâm Phát Triển Phần Mềm – Đại học Đà Nẵng
nhhcuong@sdc.udn.vn

Trịnh Trung Hải
Trường Đại học Công Nghệ Thông Tin và Truyền
Thông – Việt Hàn
tthai@vku.udn.vn

Đoàn Văn Thắng
Khoa CNTT – Trường Đại Học Công Nghiệp
TP.HCM
doanvanthang@iuh.edu.vn

Bùi Văn Chuyên
Trung tâm công nghệ thông tin – VNPT
Bình Dương
buiivanchuyen@gmail.com

Nguyễn Ngọc Dung
Khoa CNTT – Trường Đại Học Công Nghiệp
TP.HCM
nguyennngocdung.fit@gmail.com

Tóm tắt—Xu hướng công nghiệp hóa, tự động hóa trong lĩnh vực nông nghiệp hay còn gọi là nông nghiệp thông minh đang được ứng dụng một cách mạnh mẽ. Trong đó, các giải pháp kỹ thuật cho việc phân loại trái cây tự động là xu hướng mới mang lại những yếu tố tích cực trong lĩnh vực nông nghiệp công nghệ cao. Trong bài báo này, chúng tôi tập trung nghiên cứu quá trình nhận dạng, phân loại trái cây bằng kỹ thuật máy học, và sử dụng kỹ thuật thị giác máy tính (Computer Visions), mô hình học sâu (Deep Learning) với thuật toán mạng nơ ron tích chập đa lớp (CNN), kết hợp thư viện mở Keras, phân lớp xử lý nhận dạng và phân loại trái cây.

Từ khóa: tự động nhận dạng, nhận dạng trái cây, học máy; xử lý hình ảnh; phân loại, mạng nơ ron tích chập

I. MỞ ĐẦU

Học máy là một ứng dụng của trí tuệ nhân tạo (AI) cung cấp cho các hệ thống khả năng tự động học hỏi và cải thiện từ kinh nghiệm mà không cần sự chỉ định cụ thể bởi người lập trình. Học máy tập trung vào việc phát triển các chương trình máy tính có thể truy cập dữ liệu và sử dụng nó để tự học. [15]

Đối với bộ não con người, quá trình tự học các khái niệm được học và xóa để dàng từ hình ảnh nó ghi nhận được nên rất dễ dàng áp dụng trong việc phân loại và lựa chọn sản phẩm nông nghiệp cũng. Con người có

thể đo lường được các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng trái cây, nhưng những kết quả này có thể dễ dàng bị ảnh hưởng bởi các yếu tố vật lý như đánh giá không nhất quán và kết quả đạt được có thể sai, đó chính là trở ngại lớn nhất. Vì vậy, để khắc phục tất cả các vấn đề đã nêu, mục đích là phát triển một hệ thống tự động để nhận dạng các loại trái cây cụ thể bằng cách sử dụng các kỹ thuật máy học.

Ngày nay, kỹ thuật xử lý hình ảnh và thị giác máy tính được sử dụng trên quy mô lớn và đang được áp dụng trong nhiều lĩnh vực. Nhận dạng trái cây từ hình ảnh là một trong số đó và hiện nay đang nghiên cứu phát triển với quy mô rộng hơn. Nhận dạng trái cây là một nhiệm vụ rất khó khăn vì trái cây có thể chứa nhiều điểm giống nhau giữa chúng. Nhận dạng hình ảnh cần nhiều sức mạnh tính toán hơn hầu hết các phân loại dữ liệu cơ sở văn bản được sử dụng rộng rãi. Nhưng mô hình nhận dạng trái cây có thể mang lại lợi ích cho người dân và có thể được sử dụng trong một thiết bị ít tốn kém hơn. [6]

II. MỘT SỐ NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Những năm qua, mô hình học sâu (Deep Learning) được nghiên cứu và ứng dụng mạnh mẽ trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo để giải quyết những bài toán thông minh, đặc biệt là mạng Neural tích chập CNNs có khả năng tính toán hiệu quả, cho kết quả cao trong các bài toán phân loại hình ảnh (Krizhevky et al.,2012), phân loại văn bản (Kim,

2014) và gần đây đã công bố nhiều nghiên cứu sử dụng mạng Neural tích chập trong lĩnh vực tin sinh học (Min et al., 2016), nghiên cứu của Li et al., 2014 phân tích ảnh y khoa. Có thể thấy rằng CNNs cho phép khả năng trích chọn đặc trưng của lớp tích chập và bộ phân lớp được các huấn luyện đồng thời. Đến thời điểm này, có thể nói rằng chưa có nhiều hướng nghiên cứu sử dụng CNNs trong phân lớp và nhận dạng trái chín tại Việt Nam. Trong lĩnh vực nông nghiệp công nghệ cao, nhóm nghiên cứu Horea và cộng sự [1] đã đề xuất một hệ thống huấn luyện theo kỹ thuật mạng thần kinh sâu để xác định các loại quả từ hình ảnh. Nhóm Susovan Jana và cộng sự [2] đề xuất hệ thống tự động nhận dạng trái cây và rau quả sử dụng công nghệ thị giác máy tính và máy học. Lei Hou và cộng sự [3] đề xuất một hệ thống thuật toán nhận dạng trái cây dựa trên việc sử dụng Mạng nơ ron Convolution (CNN). Anuja Bhargava và Atul Bansal [4] đã đề xuất một hệ thống quy định việc sử dụng công nghệ xử lý hình ảnh và thị giác máy tính trong lĩnh vực công nghiệp thực phẩm và nông nghiệp. Ce Li và cộng sự [5] đề xuất một hệ thống phát hiện đối tượng dựa trên học sâu cho các mẫu nhỏ. Việc sử dụng hệ thống này có thể phát hiện nhiều vật thể nhỏ trong tập đối tượng. Md Tohidul Islam và cộng sự [6] đề xuất một hệ thống sử dụng mạng nơ-ron phức hợp để phân loại hình ảnh thực phẩm. Mạng nơ-ron phức hợp sử dụng một mô hình máy tính để mô phỏng khả năng của bộ não thành cỗ máy nhận biết và phân biệt hình ảnh thực phẩm. Cong Tang et al [7] đề xuất hệ thống sử dụng các phương pháp cổ điển để phát hiện đối tượng. Các phương pháp luận cổ điển và phương pháp học sâu được sử dụng trong phát hiện đối tượng được nghiên cứu về mối quan hệ và sự khác biệt giữa chúng. Emmanuel Karlo Nyarko và cộng sự [8] đề xuất hệ thống nhận dạng quả đến kỳ để thu hoạch tự động bằng rô-bốt thông minh. Tao Yongting và Zhou Jun [9] đã đề xuất hệ thống nhận dạng chính xác để thu hoạch quả táo tự động bằng robot. Avazjon R. Marakhimov và Kabul K. Khudaybergenov [10] đã đề xuất hệ thống cấu trúc tối ưu được áp dụng bằng cách nhận dạng và phân loại theo mẫu thiết kế. Walter Maldonado Jr. và Jose Carlos Barbosa [11] đã đề xuất hệ thống chiết xuất các đặc điểm của quả xanh, vấn đề này được thực hiện với sự kết hợp của các kỹ thuật chuyển đổi mô hình màu, tạo ngưỡng, cân bằng biểu đồ, lọc không gian với các toán tử Laplace và Sobel và làm mờ Gaussian. Xiangqin Wei và cộng sự [12] đề xuất hệ thống hái trái cây trưởng thành bằng rô-bốt. Quá trình chín của quả có thể được xác định thành sáu thời kỳ tương ứng là thời kỳ non, thời kỳ chín xanh, thời kỳ đổi màu, thời kỳ nửa chín, thời kỳ đến độ chín và thời kỳ chín. Shadman Sakib và cộng sự [13] đã đề xuất hệ thống nhận dạng trái cây bằng cách sử dụng Mạng neuron tích chập (CNN) và thị giác

máy tính. Mô hình toán học được xây dựng và thực thi trong python bao gồm việc sử dụng TensorFlow. Shihan Mao và cộng sự [14] đề xuất hệ thống nhận dạng dưa chuột bằng cách kết hợp phân loại SVM với hình ảnh mặt nạ. Mô hình này bao gồm mạng nơ-ron tích chập đa đường (MPCNN) được kết hợp với lựa chọn thành phần màu và máy vector hỗ trợ (SVM).

Các nhà nghiên cứu trong nước thời gian gần đây đang chú trọng đến lĩnh vực học máy. Có thể nói đây là công nghệ rất hứa hẹn mang lại những hỗ trợ tối ưu cho các doanh nghiệp với nhiều ứng dụng trong thế giới thực, ví dụ như: nhận dạng giọng nói và nhận diện hình ảnh. Với nhận diện hình ảnh, đề tài của nhóm nghiên cứu của TS. Nguyễn Quý Hà, TS. Phạm Huy Hiệu, cùng nhóm cộng sự giải quyết được 2 vấn đề chính đó là: Chẩn đoán bệnh lý phổi trên ảnh X-quang lồng ngực và Chẩn đoán ung thư vú trên ảnh X-quang tuyến vú [12]. Nhóm nghiên cứu của TS. Lê Đình Duy và đồng sự có những nghiên cứu về đề tài phát hiện trộm dùng mạng cảm biến camera. Phát hiện sự kiện trong kho dữ liệu video; Phát hiện thông tin bạo lực trong video; Tái xếp hạng trong tìm kiếm ảnh trong kho dữ liệu lớn v.v... [15]. Nhóm nghiên cứu của TS. Huỳnh Hữu Hưng và cộng sự nghiên cứu về “Xử lý tín hiệu video và nhận dạng cử chỉ hỗ trợ người khuyết tật hòa nhập cộng đồng” [16-19]. Nhóm nghiên cứu của PGS.TS Đỗ Năng Toàn và cộng sự nghiên cứu về kỹ thuật vùng quan sát và phát hiện bất thường của các đối tượng trong hệ thống camera giám sát”; [20]

Từ đó, có thể nhận thấy rằng những nhà nghiên cứu trong nước về trí tuệ nhân tạo, học máy và học sâu đang chú trọng những hướng nghiên cứu xử lý ảnh liên quan đến con người như nhận dạng hình ảnh; nghiên cứu xử lý ảnh liên quan đến lĩnh vực Y khoa như chuẩn đoán trên ảnh X-quang, trong khi đó vấn đề nghiên cứu xử lý hình ảnh từ các lĩnh vực khác như hình ảnh nhận dạng trái, quả, vùng canh tác nông nghiệp còn rất hạn chế và rời rạc. Chưa có công trình cụ thể nào nghiên cứu liên quan đến nhận dạng trái chín đặc biệt trái dưa tại Việt Nam.

III. THIẾT KẾ HỆ THỐNG

Hệ thống nhận dạng trái cây tự động được phát triển trên cơ sở sử dụng thị giác máy tính và kỹ thuật xử lý hình ảnh trong công nghiệp thực phẩm. Phân đoạn được sử dụng để đơn giản hóa việc phân tích hình ảnh và kết hợp các thuộc tính của hình ảnh và bộ mô tả được sử dụng để trích xuất tính năng. Trên cơ sở màu sắc, hình dạng, kích thước và kết cấu, việc phân tích chất lượng của quả được thực hiện [2] Kiến trúc của hệ thống được mô tả trong hình 1.

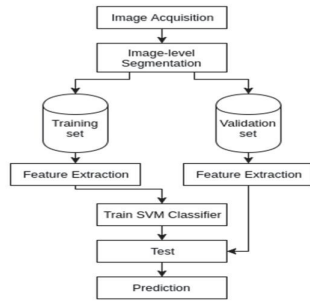


Fig. 1.a. Kiến trúc hệ thống dự kiến

Đầu vào của hệ thống là tập dữ liệu hình ảnh trái cây được thu thập tự động ở cánh đồng thực tế bằng các phương tiện kỹ thuật số; ứng dụng công nghệ IoT trong canh tác [24]. Người dùng phải cung cấp hình ảnh đầu vào cho hệ thống bằng cách xác định đường dẫn của hình ảnh. Sau đó, người dùng sẽ nhận được đầu ra tên của trái cây cùng với hình ảnh đầu vào. Dự đoán trái cây được thực hiện bằng cách sử dụng thuật toán Mạng thần kinh kết hợp trong Keras. Có hai mô hình là một để nhận dạng trái cây tươi và mô hình thứ hai để nhận dạng trái cây thối.

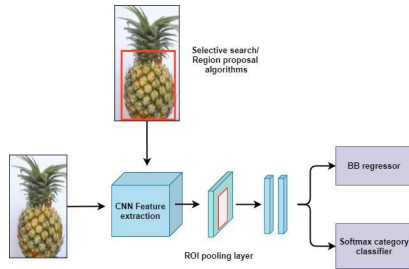


Fig. 1.b. Kiến trúc hệ thống dự kiến

A. Nhận biết trái cây tươi

Có tổng cộng 11 loại trái cây được sử dụng cho mục đích đào tạo và xác nhận. 11 loại trái cây này bao gồm táo, quýt, chanh, xoài, cam, lê, dứa, lựu, vú sữa, bưởi và măng cụt. Tập dữ liệu bắt buộc của những trái này được lấy từ tập dữ liệu Fruit-360 của Kaggle. Số lượng hình ảnh quả được chụp cho mục đích đào tạo và xác nhận được thể hiện trong bảng 1.

TABLE I. SỐ LƯỢNG HÌNH ẢNH TRÁI CÂY ĐƯỢC DÙNG ĐỂ ĐÍCH HUẤN LUYỆN VÀ XÁC NHẬN

Fruit Classes	Training	Validation
Táo	3295	1101
Quýt	462	154
Chanh	492	164

Xoài	490	166
Cam	479	160
Lê	492	164
Dứa	490	166
Lựu	492	164
Vú sữa	732	249
Bưởi	745	257
Măng cụt	567	179

Tập dữ liệu được xử lý qua gồm 9 bước: Bước đầu tiên sẽ là cung cấp một tập dữ liệu hình ảnh cho hệ thống. Bước thứ hai sẽ bao gồm việc lưu trữ tập dữ liệu vào bộ nhớ của hệ thống. Tập dữ liệu hình ảnh này sẽ được xử lý thô như: loại bỏ những tạp ảnh để có được hình ảnh rõ ràng trước khi xử lý. Bước thứ ba sẽ bao gồm trích xuất đặc tính của ảnh. Các đặc tính như phát hiện viền, kiểu mẫu và màu sắc như: phát hiện và loại bỏ viền ảnh, Kiểu mẫu của ảnh được sử dụng để nhận biết qua bề mặt da và các khuyết tật có trên quả. Các đặc điểm màu sắc được sử dụng để xác định màu sắc của trái cây bao gồm giá trị trung bình và phương sai của mô hình màu RGB. Dựa vào các tính năng trên để trích xuất và huấn luyện bằng thuật toán Mạng nơ ron tích chập (CNN) trong thư viện Keras.

Hiệu suất cao do học sâu mang lại, một tập hợp con của học máy, nó đang trở nên rất phổ biến trên nhiều loại dữ liệu. CNN được xây dựng để phân loại hình ảnh sử dụng học sâu. Xây dựng mô hình CNN dễ dàng hơn với việc sử dụng thư viện Keras trong Python. Mô hình sử dụng các lớp CNN như Conv2D & MaxPooling2D. Conv2D còn được gọi là 2D Convolution Layer. Lớp này tạo ra hàng chục đầu ra bằng cách tạo ra nhân chập trùng với lớp đầu vào. MaxPooling 2D là dùng cho hoạt động tổng hợp tối đa cho dữ liệu không gian. Dữ liệu không gian có thể được định nghĩa là biểu diễn thông tin về một đối tượng vật lý bằng các giá trị số. Việc chọn phần tử tối đa từ vùng của bản đồ điện tử được bao phủ bởi bộ lọc là toán hạng được thực hiện bởi lớp tổng hợp tối đa. Để giảm kích thước của bản đồ đối tượng, các lớp gộp được sử dụng. Do đó, có thể kết luận rằng việc sử dụng các lớp tổng hợp làm giảm số lượng các tham số cần tìm hiểu và khả năng tính toán được thực hiện trong mạng nhân tạo.

Khi biên dịch mô hình, một hàm rùi ro, chương trình tính tối ưu hóa và danh sách các phép đo được sử dụng. Mô hình bao gồm categorical_crossentropy như một hàm rùi ro và adamax như một trình tối ưu hóa [18, 19]. Hai thứ này đã được sử dụng vì sau khi thử với một số hàm func và trình tối ưu hóa, rùi ro, trong số đó, chúng cho kết

quả tốt nhất. Bản tóm tắt của mô hình được tạo bằng hàm `model.summary()` sau khi thực hiện 3 bước đầu tiên. Hình 2 cho thấy đầu ra.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 128, 128, 16)	208
activation_1 (Activation)	(None, 128, 128, 16)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 16)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	2080
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	8256
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 128)	32896
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 128)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 8, 8, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 8192)	0
dense_1 (Dense)	(None, 150)	1228500
activation_2 (Activation)	(None, 150)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 150)	0
dense_2 (Dense)	(None, 9)	1350
Total params: 1,273,749		
Trainable params: 1,273,749		
Non-trainable params: 0		

Fig. 2. Tổng hợp mô hình đào tạo nhận dạng trái cây

Bước thứ tư sẽ là dự đoán hình ảnh dựa trên mô hình được đào tạo. Hình ảnh kiểm tra sẽ được sử dụng trong bước này. Người dùng cần chỉ định đường dẫn của hình ảnh đó là nơi lưu trữ hình ảnh trong hệ thống máy tính. Nếu đường dẫn hình ảnh không chính xác, thì dự đoán sẽ không được thực hiện và lỗi sẽ được đưa ra. Nếu đường dẫn là chính xác, thì người dùng sẽ nhận được đầu ra mong muốn. Mô hình được đào tạo sau đó sẽ kiểm tra cho tất cả các khả năng từ hình ảnh đã cho. Các khả năng sẽ bao gồm mô hình nhận dạng và trọng lượng.



Fig. 3. Đầu vào đầu ra để nhận dạng trái cây tươi

Flask đưa ra một framework cung cấp các công cụ, thư viện và kỹ thuật giúp xây dựng ứng dụng trên giao diện web.

B. Nhận dạng trái cây thối

Trong phần này, chúng tôi tiến hành sử dụng 3 loại trái cây cho mục đích đào tạo và nhận dạng. Các loại trái cây chúng tôi sử dụng đó là: Táo, Cam, Chuối. Tập dữ liệu chúng tôi sử dụng từ Fruit-360 của Kaggle. Số lượng hình ảnh trái cây được chụp cho mục đích đào tạo và xác nhận được trình bày trong bảng 2.

TABLE II. SỐ LƯỢNG HÌNH ẢNH TRÁI CÂY ĐƯỢC DÙNG ĐỂ ĐÍCH HUẤN LUYỆN VÀ XÁC NHẬN TRÁI THỐI

Fruit Classes	Training Samples: 6134	Validation Samples: 1534
Táo	2432	700
Cam	2500	648
Chuối	1609	532

Quy trình nhận dạng trái cây thối được nạp dữ liệu hình ảnh và cài đặt áp dụng mô hình huấn luyện giống như quy trình nhận dạng trái cây tươi. Khi biên dịch mô hình, một hàm rủi ro, hàm tính toán tối ưu và danh sách các phép đo được sử dụng. Bản tóm tắt của mô hình là được tạo bằng hàm `model.summary()` sau khi thực hiện 3 bước đầu tiên. Hình 4 cho thấy kết quả đầu ra.

Fig. 4. Tổng hợp mô hình nhận dạng trái chín bị thối

Đầu ra và đầu vào các mẫu về nhận dạng trái chín thối được thể hiện như hình 5.

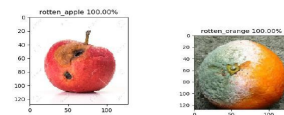


Fig. 5. Một số trái chín thối được nhận dạng với mô hình học sâu được đề xuất

IV. ĐÁNH GIÁ HIỆU SUẤT

Thuật toán đã được đề xuất đã được kiểm tra hiệu suất và độ chính xác với sự hỗ trợ của chương trình tính toán tối ưu. Điều này được hiện bằng cách đánh giá các kết quả đầu ra của quá trình huấn luyện, hàm chi phí đào tạo, độ chính xác nhận dạng, mất nhận dạng tương ứng. Các biến thể được tính toán để nhận dạng trái cây tươi với việc sử dụng bộ tối ưu như sau.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

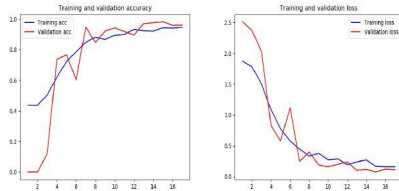


Fig. 6. Tối ưu với hàm tính toán SGD

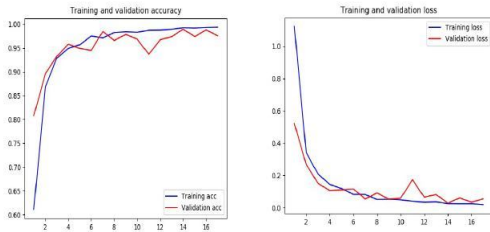


Fig. 7. Tối ưu với hàm tính toán adamax

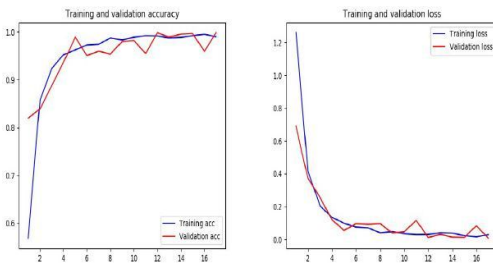


Fig. 8. Tối ưu với hàm tính toán RMSprop

Sau khi so sánh với các hàm mục tiêu, chúng ta thấy hàm mục tiêu adamax tối ưu hơn những hàm mục tiêu khác. Vì thế việc sử dụng chương trình tính toán tối ưu với hàm mục tiêu adamax để nhận dạng trái cây tươi là rất hiệu quả. Kết quả nghiên cứu vẫn chôn cho thấy những dự đoán nhận dạng sai đối với một số loại trái cây có kích thước nhỏ. Hình ảnh của lựu đã được nhập vào như là hình ảnh thử nghiệm như trong hình 9 (a), và đầu ra được hiển thị như Apple với 83,88% độ chính xác như trong hình 9 (b). Do đó dự đoán là sai vì mô hình được coi là tính năng màu của hình ảnh đầu vào và dự đoán cho màu của Apple đã được nhiều hơn theo tỷ lệ phần trăm như so với lựu.

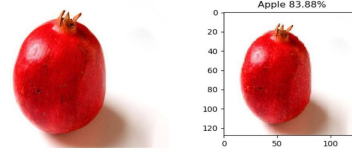


Fig. 9. Đầu vào đầu ra của trái lựu

Ngoài ra, hình ảnh của xoài xanh đã được nhập vào như là hình ảnh thử nghiệm như trong hình 10 (a), và đầu ra được hiển thị như Pear với 60,76% độ chính xác như trong hình 10 (b). Do đó dự báo là sai vì mô hình được coi là tính năng màu của hình ảnh đầu vào và dự đoán cho màu của Pear được nhiều hơn trong tỷ lệ phần trăm như so với xoài xanh.



Fig. 10. Đầu vào và đầu ra của trái xoài xanh

Đối với sự công nhận trái cây thối, thuật toán thực hiện được kiểm tra hiệu suất và độ chính xác với sự giúp đỡ của các tối ưu hóa khác nhau. Điều này được thực hiện bằng cách đại diện cho giá trị chính xác đào tạo, mất đào tạo, độ chính xác xác thực và mất xác nhận, Tương ứng. Những biến thể này được tính toán cho sự công nhận trái cây thối với tối ưu khác nhau như sau.

V. KẾT LUẬN

Bài báo tập trung vào việc ứng dụng công nghệ xử lý hình ảnh và thị giác máy tính được sử dụng trong lĩnh vực công nghiệp thực phẩm và nông nghiệp. Kích thước, màu sắc, hình dạng, kết cấu và khuyết tật là những đặc điểm chất lượng quan trọng nhất của quả. Để khắc phục các vấn đề gặp phải trong quá trình kiểm tra trái cây bằng tay, hệ thống thị giác máy tính được sử dụng. Hệ thống được triển khai cung cấp kết quả xác thực, công bằng và không phá hủy cho nhiệm vụ phân loại trái cây. Trong bài báo này, việc nghiên cứu một phần của các thuật toán học sâu đã đạt được và phát hiện ra điểm mạnh và điểm yếu của các thuật toán này. Kiến thức thu được khi học sâu và một mô hình được xây dựng có thể nhận dạng trái cây từ hình ảnh.

ACKNOWLEDGMENT

The authors wish to express their appreciation to the Ministry of Education and Training for supporting this research project as part of the Ministerial Program of Science and Technology CTB.2021.DNA. "Research on applying deep learning model to recognize ripe pineapple period in Quang Nam - Da Nang".

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Horea MURESAN and Mihai OLTEAN, "Fruit recognition from images using deep learning", Acta Univ. Sapientiae, Informatica 10, pp. 26-42, June 2018.
- [2] Susovan Jana, Saikat Basak and Ranjan Parekh, "Automatic Fruit Recognition from Natural Images using Color and Texture Features", IEEE, Devices for Integrated Circuit (DevIC), pp. 620-624, March 2017.
- [3] Lei Hou, QingXiang Wu, Qiyan Sun, Heng Yang and Pengfei Li, "Fruit Recognition Based On Convolution Neural Network", IEEE, 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD), pp. 18-22, 2016
- [4] Anuja Bhargava and Atul Bansal, "Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review", Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, pp. 1-15, 8, May 2018
- [5] Ce Li and Yachao Zhang and Yanyun Qu, "Object Detection Based on Deep Learning of Small Samples", 2018 10th ICACI, pp. 449-454, March 2018
- [6] Md Tohidul Islam, Sagidur Rahman, B.M. Nafiz Karim Siddique and Taskeed Jabid, "Image Recognition with Deep Learning", ICIBMS, pp. 106-110, 2018
- [7] Cong Tang, Yunsong Feng, Xing Yang, Chao Zheing and Yuanpu Zhou, "The Object Detection Based on Deep Learning", International Conference on Information Science and Control Engineering, pp. 723- 728, 2017
- [8] Emmanuel Karlo Nyarko, Ivan Vidovic, Kristijan Radocaj and Robert Cupec, "A nearest neighbor approach for fruit recognition in RGB-D images based on detection of convex surfaces", Expert Systems With Applications, Elsevier Ltd., pp. 454-466, 24 July 2018
- [9] Tao Yongting and Zhou Jun, "Automatic apple recognition based on the fusion of color and 3D feature for robotic fruit picking", Computers and Electronics in Agriculture, Elsevier B.V., pp. 388-396, 26 September, 2017
- [10] Avazjon R. Marakhimov and Kabul K. Khuda ybergenov, "Approach to the synthesis of neural network structure during classification", International Journal of Computing, pp. 20-26, 31 March 2020
- [11] Walter Maldonado Jr. and Jose Carlos Barbosa, "Automatic green fruit counting in orange trees using digital images", Computers and Electronics in Agriculture, Elsevier B.V., pp. 572-581, 27 July 2016
- [12] Xiangqin Wei, Kun Jia, Jinhui Land, Yuwei Li, Yiliang Zeng and Chunmei Wang, "Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot", Optik, Elsevier GmbH., pp. 5684-5689, 27 May 2014
- [13] Shadman Sakib, Zahidun Ashrafi and Md. Abu Bakr Siddique, "Implementation of Fruits Recognition Classifier using Convolutional Neural Network Algorithm for Observation of Accuracies for Various Hidden Layers", ArXiv e-Journal, pp. 1-4, 1 April, 2019
- [14] Shihan Mao, Yuhua Li, You Ma, Baohua Zhang, Jun Zhou and Kai Wang, "Automatic cucumber recognition algorithm for harvesting robots in the natural environment using deep learning and multi-feature fusion", Computers and Electronics in Agriculture, Elsevier B.V., pp. 1-12, 07 February 2020
- [15] Hoang Van Kiem, Duong Anh Duc, Le Dinh Duy, A Fast Algorithm for Polygon Clipping, Journal of Institute of Mathematics and Computer Sciences, India, Vol. 13, No. 1, 2002.
- [16] Nguyen, T.-N., H.-H. Huynh, and J. Meunier, Static Hand Gesture Recognition Using Artificial Neural Network. Journal of Image and Graphics, 2013. 1(1).
- [17] Nguyen Trong Nguyen, Vo Duc Hoang, Huynh Huu Hung, and Jean Meunier, Geometry-based Static Hand Gesture Recognition using Support Vector Machine. The 13th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2014, pp 769-774, 2014.
- [18] Vo Duc Hoang, Huynh Huu Hung, and Nguyen Trong Nguyen, Modeling Dynamic Hand Gesture based on Geometric Features. The 2014 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC'14), pp 471-476, 2014.
- [19] Nguyen Trong Nguyen, Huynh Huu Hung, and Jean Meunier, A Robust Method for Recognizing Accents in Vietnamese Handwriting Characters. International Journal of Computer and Information Technology (IJCIT), No: 3(1), pp 93-98, 2014.
- [20] Ngô Đức Vinh, Đỗ Năng Toàn. Một kỹ thuật phân chia vùng quan sát của các camera trong hệ thống giám sát tự động. Chuyên san Các công trình Nghiên cứu và Phát triển về Công nghệ thông tin và truyền thông. 2015.
- [21] Nguyen H.H.C., Luong A.T., Trinh T.H., Ho P.H., Meesad P., Nguyen T.T. (2021) Intelligent Fruit Recognition System Using Deep Learning. In: Meesad P., Sodsee D.S., Jitsakul W., Tangwannawit S. (eds) Recent Advances in Information and Communication Technology 2021. IC2IT 2021. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 251. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-79757-7_2.
- [22] Nguyen, H.H.C., Nguyen, D. H., Nguyen, V.L., Nguyen, T.T.: Smart solution to detect images in limited visibility conditions based convolutional neural networks. In: Advances in Computational Collective Intelligence. ICCCI 2020. Communications in Computer and Information Science, vol. 1287, pp. 641–650. Springer, Cham (2020). <https://doi.org/10.1007/978-3-030-63119-2-52>.