

HỆ THỐNG VISION CHO GIÁM SÁT VÀ PHÂN LOẠI TÉP TỎI SỬ DỤNG KỸ THUẬT AI

VISION SYSTEM FOR MONITORING AND CLASSIFICATION OF PEELED GALLIC USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

TS. Phạm Phương Tùng, Lê Đức Huy,
PGS, TS. Nguyễn Thanh Hải, PGS, TS. Nguyễn Quốc Chí
Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

TÓM TẮT

Bài báo này giới thiệu một hệ thống vision sử dụng AI phục vụ cho dây chuyền phân loại tép tỏi đã tách vỏ dạng liên tục. Dựa trên bộ dữ liệu huấn luyện đã chuẩn bị, mô hình phân loại được huấn luyện bằng cách sử dụng pre-trained model YOLOv5. Mô hình phân loại được áp dụng lên một hệ thống phân loại dạng băng tải với cơ cấu phân loại sử dụng đầu phun khí nén. Kết quả thực nghiệm cho thấy, hệ thống đạt được độ chính xác cao trong việc phân loại được tép tỏi với ba mức chất lượng khác nhau.

Từ khóa: Phân loại nông sản; Kỹ thuật AI; Hệ thống vision; Học sâu, YOLOv5.

ABSTRACT

This paper introduces a vision system using AI for continuous classifying of peeled garlic. Based on the prepared training dataset, the classification model is trained by using the pre-trained model YOLOv5. The classification model is implemented to a conveyor type classification system using pneumatic nozzles. Experimental results show that the system achieves high accuracy in classifying garlicks with three different quality levels.

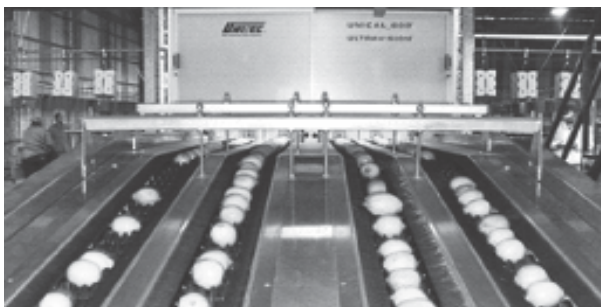
Keywords: Classification; AI technology; Computer vision; Deep learning; YOLOv5.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Phân loại là quy trình nhận dạng và nhóm những đối tượng vào những danh mục tương ứng. Phân loại sản phẩm sau thu hoạch là một quá trình quan trọng trong sản xuất, kinh doanh các loại sản phẩm nông sản, thủy sản. Các sản phẩm nông sản có phẩm chất cao hơn sẽ có giá trị lớn hơn khi thương mại hoá. Ngược lại, sản phẩm nông sản có phẩm chất kém sẽ có giá trị rất thấp, thậm chí không thể bán được.

Nếu có các sản phẩm kém chất lượng trong lô sản phẩm cấp cao thì giá trị lô hàng sẽ bị giảm đi rất nhiều. Do đó, việc phân loại chất lượng sản phẩm đóng vai trò quan trọng trong công đoạn đóng gói và thành phẩm, đặc biệt là xuất khẩu, nhất là các thị trường có yêu cầu cao về mặt chất lượng như Mỹ, EU, Nhật Bản... Mặc dù tầm quan trọng của việc phân loại nông sản là vậy, ở nước ta, công đoạn này chủ yếu chỉ được thực hiện thủ công bởi các công nhân.

Trong thời đại ngày nay, sự phát triển của kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI) và thị giác máy tính (computer vision) đang mở ra những cơ hội mới cho việc tự động hóa hoàn toàn các hệ thống phân loại sản phẩm. Hossain và các cộng sự [1] đã nghiên cứu ứng dụng hai loại mô hình CNN (một mô hình CNN nhỏ và một mô hình fine-tuned VGG-16) để phân loại trái cây. Kết quả cho thấy, các mô hình phân loại được phát triển đạt hiệu quả cao. Một số nghiên cứu khác về ứng dụng học sâu trong phân loại sản phẩm cũng được giới thiệu trong tài liệu tham khảo [2-5]. Bên cạnh các nghiên cứu trên, các hệ thống phân loại sản phẩm ứng dụng kỹ thuật AI cũng được phát triển. Hình 1 minh họa một hệ thống phân loại chanh của Tập đoàn Unitech. Hầu hết các hệ thống phân loại sử dụng kỹ thuật AI đều dựa trên nguyên tắc dùng camera để thu hình ảnh của sản phẩm, sau đó sử dụng các giải thuật để phân loại rồi xuất tín hiệu cho cơ cấu chấp hành.



Hình 1. Máy phân loại chanh của Tập đoàn Unitech (Mỹ) (<https://en.unitec-group.com/fruit-vegetables-technology/lemon-processing-sorting-grading-machines/>)

Ở Việt Nam, tỏi là một loại nông sản được sử dụng rất phổ biến trong việc sản xuất gia vị, dược liệu. Tỏi sau khi được thu hoạch sẽ được bóc vỏ và chia thành từng tép tỏi. Tép tỏi sau đó được phân loại dựa theo phẩm chất để đóng gói đưa vào các địa điểm bán lẻ hoặc đưa đến các nhà máy để làm nguyên liệu cho quá trình sản xuất gia vị. Công đoạn phân loại

tỏi hiện nay vẫn chủ yếu dựa vào sức người nên hiệu quả tương đối kém. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả trình bày một hệ thống vision sử dụng AI phục vụ cho dây chuyền phân loại tép tỏi đã tách vỏ dạng liên tục. Hệ thống này hứa hẹn sẽ thay thế lao động thủ công, nâng cao hiệu quả và năng suất phân loại tỏi.

2. NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

2.1. Kỹ thuật AI trong phân loại sản phẩm

Phân loại sử dụng kỹ thuật AI là xây dựng một mô hình AI dựa trên những bộ dữ liệu được thu thập sẵn, mô hình AI này sẽ sử dụng nhiều thuật toán để nhận biết và phân loại các bộ dữ liệu trong tương lai thành các danh mục tương ứng và có liên quan. Quy trình xây dựng mô hình phân loại được mô tả như sau:

(i) Chuẩn bị bộ dữ liệu để huấn luyện cho mô hình phân loại: Chụp ảnh của các mẫu vật; tiền xử lý ảnh và gán nhãn (labelling); làm giàu dữ liệu (data augmentation).

(ii) Huấn luyện mô hình phân loại dựa trên tập dữ liệu đã chuẩn bị, sau đó thử nghiệm, đánh giá và đưa ra nhận xét về mô hình.

Mô hình được huấn luyện có khả năng nhận dạng hình ảnh của một mẫu vật (không có trong tập dữ liệu dùng để huấn luyện) và đưa ra thông tin về vị trí đối tượng trên mặt phẳng cũng như nhãn phân loại của chúng. Những thông tin trên được xử lý và dùng để điều khiển cơ cấu phân loại.

2.2. Ứng dụng kỹ thuật AI trong hệ thống phân loại tép tỏi

Trong nghiên cứu này, một mô hình phân loại tỏi ứng dụng hệ thống thị giác máy 

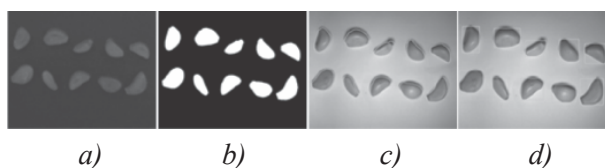
tính và kỹ thuật AI được phát triển. Các bước để phát triển mô hình được mô tả như sau:

Thu thập dữ liệu: Dữ liệu về các tép tỏi (hình ảnh) được thu thập bằng cách sử dụng một camera Basler với khẩu độ, tiêu cự, độ sáng cố định để chụp ảnh mẫu vật. Chất lượng của tỏi được đánh giá dựa trên đặc điểm bên ngoài của chúng, được chia làm 3 nhóm: Good1 (tốt), good2 (bình thường), bad (xấu), như trong hình 2.

Tiền xử lý dữ liệu và gán nhãn dữ liệu: Sau khi thu thập một số hình ảnh (khoảng 500 hình cho cả 3 loại tỏi, số lượng cho mỗi loại xấp xỉ nhau), việc tách từng mẫu (instance) tỏi ra khỏi hình chụp chung nhiều mẫu tỏi được thực hiện. Quá trình tách từng mẫu và xây dựng bounding box cho vật thể được thực hiện theo quy trình minh họa trong hình 3. Sau khi xác định được bounding box, nhãn được gán cho từng mẫu vật (good1, good2, bad) dựa theo đặc tính bên ngoài của chúng. Đến đây, bộ dữ liệu thô đã được hoàn thành.



Hình 2. Tép tỏi được phân thành 3 nhóm: Good1 (tốt), good2 (bình thường), bad (xấu)



Hình 3. Quá trình tách từng mẫu và xây dựng bounding box cho vật thể: (a) Chuyển ảnh gốc qua hệ màu HSV, sau đó chuyển thành ảnh xám và áp dụng bộ lọc Gaussian Blur; (b) Sử dụng Binary Thresholding và giải thuật OTSU; (c) Xác định cạnh (Edge Detection); (d) Xác định Bounding Box.

Làm giàu dữ liệu: Làm giàu dữ liệu (data augmentation) là kỹ thuật được sử dụng để mở rộng kích thước của tập dữ liệu huấn luyện bằng cách tạo thêm dữ liệu đã được sửa đổi từ tập dữ liệu ban đầu [6]. Nó giúp khắc phục vấn đề “không đủ dữ liệu”, tránh overfitting và giúp cho mô hình hoạt động tốt hơn với dữ liệu đa dạng hơn. Dữ liệu thô được làm giàu bằng cách sử dụng các phương pháp sau: Quay, lật ngẫu nhiên, tăng giảm độ sáng ngẫu nhiên, làm mờ (Gaussian Blur), và làm nhiễu hạt (Gaussian Noise).

Dữ liệu sau khi được làm giàu sẽ được chia thành 3 tập dữ liệu: Dữ liệu huấn luyện (train data), dữ liệu đánh giá (valid data), dữ liệu kiểm tra (test data) theo tỉ lệ 70/15/15.

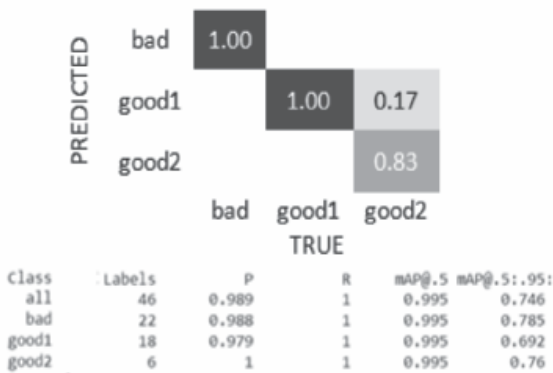
Huấn luyện và đánh giá mô hình: Nghiên cứu này sử dụng fine-tuned transfer learning, tinh chỉnh trên mô hình YOLOv5 được đào tạo trên tập dữ liệu MS-COCO. Với bộ dữ liệu huấn luyện (train data) đã chuẩn bị, cùng với Pre-Trained model YOLOv5 (chứa các Pre-Trained weights), chúng ta tiến hành huấn luyện mô hình trên Google Colab. Việc này nhằm nâng cao hiệu suất, từ đó giảm thời gian huấn luyện mô hình. Sau khi huấn luyện mô hình sẽ cho kết quả là một trained-weight file và các thông số sử dụng để đánh giá mô hình. File này sẽ sử dụng cho quá trình phân loại và định vị [7].

Mô hình được huấn luyện được đánh giá thông qua các giá trị Precision, Recall, mAP0.5, mAP0.95 và Normalized Confusion Matrix (Hình 4). Kết quả cho thấy, kết quả dự đoán cho loại “good1” và “bad” rất tốt, có sai sót nhỏ trong việc phân loại “good2”.

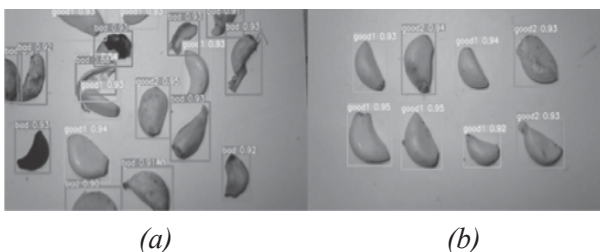
Tiến hành dự đoán với mô hình vừa training được bằng cách sử dụng các hình ảnh trong tập test (các hình ảnh trong tập dữ liệu này

mô hình chưa bao giờ được “thấy” hay “học” qua). Kết quả dự đoán được minh họa trong Hình 5. Mô hình dự đoán chính xác với độ tin cậy cao ($> 90\%$). Tuy nhiên, mô hình vẫn có sự nhầm lẫn giữa “good2” với “good1” và “good2” với “bad”. Có thể thấy, ở Hình 5a, mô hình nhận diện nhầm ở một số mẫu vật do mật độ tối trong hình cao. Hình 5b với mật độ tối thấp cho kết quả tốt hơn.

Tiến hành thực nghiệm dự đoán với tếp tòi trong thực tế: Lấy 60 mẫu tòi (30 good1, 15 good2 và 15 bad), cho tếp tòi chạy trên băng tải, chụp ảnh và xử lý trực tiếp với model. Kết quả thực nghiệm thể hiện ở Hình 6 và Bảng 1 cho thấy mô hình được huấn luyện có độ chính xác cao.



Hình 4. Mô hình được huấn luyện được đánh giá thông qua các giá trị Precision, Recall, mAP0.5, mAP0.95 và Normalized Confusion Matrix.



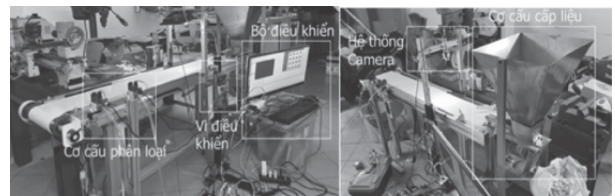
Hình 5. Kết quả kiểm tra mô hình phân loại được huấn luyện thông qua ảnh tĩnh



Hình 6. Kết quả kiểm tra mô hình phân loại với tòi di chuyển trên băng tải

Bảng 1. Kết quả thực nghiệm kiểm tra mô hình

Lần thực nghiệm	Số lượng mẫu	Tỉ lệ good1/tổng (mẫu good1)	Tỉ lệ good2/ tổng (mẫu good2)	Tỉ lệ bad/tổng (mẫu bad)
1	60 tếp	96.7% (29/30)	96.7% (15/15)	100% (16/15)
2	60 tếp	100% (31/30)	86.7% (13/15)	100% (16/15)
3	60 tếp	100% (30/30)	86.7% (13/15)	100% (17/15)
4	60 tếp	96.7% (29/30)	86.7% (14/15)	100% (17/15)
5	60 tếp	100% (30/30)	96.7% (14/15)	100% (16/15)
6	60 tếp	100% (30/30)	86.7% (13/15)	100% (17/15)
7	60 tếp	100% (31/30)	80% (12/15)	100% (17/15)



Hình 7. Máy phân loại tếp tòi sử dụng kỹ thuật AI.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Máy phân loại tòi được phát triển

Hình 7 minh họa máy phân loại tếp tòi sử dụng kỹ thuật AI. Tòi được cấp liệu từ cơ cấu cấp liệu dạng phễu rung. Sau khi được đưa lên băng tải, tòi đi qua khu vực hệ thống camera. Ảnh của tòi được chụp bởi camera, sau đó được đưa vào mô hình đã huấn luyện. Mô hình dự đoán đưa giá trị về vị trí bounding box và nhận phân loại của tếp tòi vào vi điều khiển (Hình 6). Dựa trên kết quả phân loại, vi điều khiển sẽ đóng ngắt các vòi phun khí nén ở khu vực cơ cấu phân loại đúng thời điểm và để đẩy tòi xuống thùng phân loại.



Bảng 2. Kết quả thực nghiệm

Mẫu	tốt1 (30 mẫu)				tốt2 (30 mẫu)				xấu (30 mẫu)			
Lần thực nghiệm	S1	D1	Tỉ lệ	Độ lệch chuẩn	S2	D2	Tỉ lệ	Độ lệch chuẩn	S3	D3	Tỉ lệ	Độ lệch chuẩn
1	9	28	0,333	0,233	8	22	0,733	0	23	0	0	0
2	2	27	0,931	0,033	9	23	0,719	0,067	29	0	0	0
3	1	22	0,957	0,233	8	24	0,75	0,067	35	0	0	0
4	6	25	0,806	0,033	9	19	0,679	0,067	31	0	0	0
5	4	27	0,871	0,033	10	24	0,706	0,133	25	0	0	0
6	5	23	0,821	0,067	11	20	0,645	0,033	31	0	0	0
7	1	22	0,957	0,233	6	19	0,76	0,167	42	0	0	0
8	4	22	0,846	0,133	10	22	0,688	0,067	32	0	0	0
9	4	24	0,857	0,067	6	24	0,8	0	32	0	0	0
10	8	21	0,724	0,033	11	19	0,633	0	31	0	0	0
11	8	23	0,742	0,033	8	22	0,733	0	29	0	0	0
12	3	23	0,885	0,133	6	23	0,793	0,033	35	0	0	0
13	3	21	0,875	0,2	9	18	0,667	0,1	39	0	0	0
14	1	21	0,955	0,267	5	18	0,783	0,233	45	0	0	0
15	4	21	0,857	0,133	1	22	0,917	0,2	39	0	0	0
16	5	22	0,815	0,1	8	23	0,742	0,033	32	0	0	0
17	6	25	0,806	0,033	6	22	0,786	0,067	31	0	0	0
18	1	20	0,952	0,3	1	18	0,947	0,367	50	0	0	0
19	7	24	0,774	0,033	10	19	0,655	0,033	30	0	0	0
20	2	24	0,923	0,133	3	19	0,864	0,267	42	0	0	0
21	7	27	0,794	0,133	1	18	0,947	0,367	37	0	0	0
22	5	21	0,808	0,133	2	23	0,92	0,167	39	0	0	0
23	5	22	0,815	0,1	8	21	0,724	0,033	34	0	0	0
24	4	22	0,846	0,133	3	24	0,889	0,1	37	0	0	0
25	1	26	0,963	0,1	5	21	0,808	0,133	37	0	0	0
Trung bình cộng tỉ lệ			0,839	0,11			0,777	0,118				

thành công mô hình học sâu vào trong công việc phân loại chất lượng nông sản. Quy trình huấn luyện mô hình được trình bày chi tiết. Kết quả thực nghiệm đã cho thấy mô hình phân loại được huấn luyện thành công trong việc phân loại tỏi với 3 mức chất lượng khác nhau. Hệ thống phân loại được phát triển cho kết quả với độ chính xác cao và năng suất phân loại đạt khoảng 32 kg/h. ❖

Ngày nhận bài: 02/10/2022

Ngày phản biện: 24/10/2022

3.2. Kết quả thực nghiệm

Thực nghiệm cơ cấu phân loại với 90 mẫu (30 good1, 30 good2, 30 bad). Kết quả thu được sau 50 lần tiến hành thực nghiệm được hiển thị trong bảng 2. Tỉ lệ chính xác của loại “good1” đạt khoảng $83,9 \pm 11\%$, trong khi đó, tỉ lệ chính xác của loại “good2” đạt khoảng $77,7 \pm 11,8\%$. Tỉ lệ phân loại đúng tương đối cao, thể hiện cho việc model deep learning hoạt động khá hiệu quả trong bài toán phân loại này.

3.3. Thảo luận

Kết quả thực nghiệm cho thấy, máy phân loại tỏi và mô hình phân loại hoạt động tốt, tỉ lệ phân loại chính xác cao. Tuy nhiên, hệ thống vẫn còn sai sót trong việc phân loại mẫu: (i) Sai sót đến từ việc tỏi bị che lấp, camera chỉ có thể chụp một mặt của tép tỏi, do đó các mẫu có mặt bị bệnh nằm ở dưới sẽ bị sai sót trong quá trình phân loại; (ii) Sai sót do có sự nhầm lẫn trong việc phân loại giữa mẫu “good1” và “good2”, cũng như giữa mẫu “good2” và “bad”; (iii) Sai sót bởi do hệ thống cơ khí.

4. KẾT LUẬN

Bài báo này đã nghiên cứu và áp dụng

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Hossain, M. S., Al-Hammadi, M., & Muhammad, G. (2018); *Automatic fruit classification using deep learning for industrial applications*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(2), 1027-1034.
- [2]. Nasiri, A., Taheri-Garavand, A., & Zhang, Y. D. (2019); *Image-based deep learning automated sorting of date fruit*. Postharvest biology and technology, 153, 133-141.
- [3]. Altaheri, H., Alsulaiman, M., & Muhammad, G. (2019); *Date fruit classification for robotic harvesting in a natural environment using deep learning*. IEEE Access, 7, 117115-117133.
- [4]. Ukwuoma, C. C., Zhiguang, Q., Bin Heyat, M. B., Ali, L., Almaspoor, Z., & Monday, H. N. (2022); *Recent advancements in fruit detection and classification using deep learning techniques*. Mathematical Problems in Engineering.
- [5]. Ibrahim, N. M., Gabr, D. G. I., Rahman, A. U., Dash, S., & Nayyar, A. (2022); *A deep learning approach to intelligent fruit identification and family classification*. Multimedia Tools and Applications, 1-16.
- [6]. Perez, L., & Wang, J. (2017); *The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning*. ArXiv preprint arXiv:1712.04621.
- [7]. Ultralytics, "Custom Training with YOLOv5". [Online]. <https://colab.research.google.com/github/roboflow-ai/yolov5-custom-trainingtutorial/blob/main/yolov5-custom-training.ipynb> Braunschweig, Jun. 10, 2020.