

ỨNG DỤNG THỊ GIÁC MÁY TÍNH CHO TAY MÁY NHẬN DẠNG VÀ GẮP VẬT CỤ THỂ TRONG HỖN HỢP RÁC THẢI TRÊN BĂNG CHUYỀN

COMPUTER VISION FOR ROBOTIC ARM TO RECOGNIZE AND PICK UP SPECIFIC OBJECTS IN A MIXED WASTE ON A CONVEYOR BELT

***Lê Đức Hạnh, Bùi Hoàng Long, Nguyễn Hoàng Minh, Lê Đức Đạo**
Khoa Cơ khí, Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Quốc gia Thành Phố Hồ Chí Minh

TÓM TẮT

Nhận dạng các vật trong suốt hay chai nhựa đã qua sử dụng trong hỗn hợp rác thải là một trong những nghiên cứu nhận được nhiều sự quan tâm hiện nay do sự phức tạp về hình dạng cũng như tính trong suốt của nó. Nghiên cứu này trình bày một phương pháp nhận dạng đơn giản hơn với tốc độ ứng dụng xử lý nhanh hơn so với các phương pháp hiện có. Hệ thống bao gồm một camera đặt trên cao dùng để phát hiện có sự xuất hiện của chai nhựa. Sau đó, tọa độ của chai sẽ được tính toán và truyền về robot Delta để thực thi việc gấp chai ra. Tọa độ của chai sẽ được tính toán dựa trên tốc độ băng chuyền. Qua thực nghiệm kiểm chứng, độ chính xác cũng như thời gian nhận dạng, hệ thống chứng minh là có khả năng áp dụng vào môi trường công nghiệp phân loại rác thải, hỗ trợ cho công nhân.

Từ khóa: Thị giác máy tính; Nhận dạng chai; Tay máy; Điều khiển; Xử lý ảnh.

ABSTRACT

Recognizing transparent objects or used plastic bottles in the waste mixture is one of the studies that has received much attention today due to its complexity in shape and transparency. This study presents a simpler recognition method with a faster processing speed than existing methods. The system includes a camera placed high up to detect the presence of a plastic bottle. Then the coordinates of the bottle will be calculated and transmitted to the Delta robot to perform the bottle picking. The coordinates of the bottle will be calculated based on the conveyor speed. Through experimental verification, accuracy as well as recognition time, the system proves to be applicable to the industrial environment of waste classification, supporting workers.

Keywords: Computer vision; Haar-Cascade; Manipulator; Control; Image processing.

1. GIỚI THIỆU

Nhựa thường chiếm một lượng lớn chất thải được tìm thấy trong các bãi chôn lấp, nơi nó tích tụ và không bao giờ phân hủy đúng cách. Gần như tất cả vật liệu nhựa từng được tạo ra vẫn tồn tại ở một dạng nào đó vì nhựa phải mất hàng trăm năm để phân hủy. Vì vậy, việc phân loại chai nhựa là rất quan trọng trước khi tái chế hay chôn lấp. Tuy nhiên, do đặc thù là rác thải sinh hoạt ở nước ta chưa được phân loại tại nguồn, nên hiện nay ở trong nước, việc phân loại riêng và lấy các chai nhựa ra vẫn sử dụng phương pháp thủ công do con người tiến hành trong các nhà máy [1, 2]. Việc này làm cho năng suất phân loại không cao, hơn nữa người phân loại phải tiếp xúc với môi trường ô nhiễm độc hại, ảnh hưởng đến sức khỏe. Việc tự động hóa quá trình này trở nên cần thiết và hữu ích. Ứng dụng robot và công nghệ thị giác máy tính để tự động hóa việc phân loại chai nhựa là một trong những giải pháp đầy hứa hẹn được sử dụng nhiều trên thế giới của hãng Fanuc, ABB, v.v... [3, 4].

Để hỗ trợ công nhân phân loại, việc sử dụng thị giác máy để nhận biết vật là một trong những nghiên cứu nhận được nhiều sự quan tâm hiện nay. Gần đây, ở trong nước, các tác giả trong [5] ứng dụng công nghệ xử lý hình ảnh nhận dạng màu sắc để nhận biết vật thể. Một cánh tay máy được tích hợp thêm camera để thực hiện quá trình xử lý ảnh phân loại màu dựa trên thư viện xử lý ảnh của LabVIEW. Hay trong [6], các tác giả ứng dụng trí tuệ nhân tạo để nhận biết hàng hóa, giúp ích cho việc thanh toán nhanh hơn. Nghiên cứu sử dụng các mạng YOLOv4, TRResNet và FAISS lần lượt ở các giai đoạn phát hiện vật thể, trích xuất đặc trưng, phân loại hình ảnh đầu ra và kết quả thử nghiệm ban đầu, bộ nhận dạng có độ chính xác trung bình 94,54%. Ngoài ra, các tác giả [7] ứng dụng công nghệ xử lý hình ảnh kết hợp

A.I để nhận biết và phân loại hạt điều trên băng chuyền. Nghiên cứu đã xây dựng một tập dữ liệu để phân loại hạt điều tốt, hoặc bị vỡ, hoặc bị sót vỏ (chưa tách hết vỏ lụa). Thử nghiệm cho thấy thuật toán đề xuất có khả năng nhận dạng hạt điều với độ chính xác 97,34%. Tuy trong nước đã có một số nghiên cứu về vấn đề này, nhưng vẫn chỉ dừng ở mức nhận dạng trên máy tính. Trên thế giới cũng có một số nghiên cứu đáng ghi nhận. Maganda và các cộng sự [8] phát triển giải thuật xử lý ảnh kết hợp với các camera IR để tái tạo lại hình ảnh chai nước. Hình ảnh đầu vào có thể có độ phân giải cao 8K, tuy nhiên thời gian xử lý quá cao dẫn đến việc ứng dụng trong thực tế không khả thi. Trong nghiên cứu [9], một hệ thống để phân loại một hình ảnh chai nhựa đã được đề xuất bằng cách sử dụng 5 phương pháp trích xuất tính năng đã được triển khai, bao gồm: Phân tích thành phần chính (PCA), Phân tích phân biệt tuyến tính của Fisher (FLDA), Phân tách giá trị số ít (SVD) và Bản đồ bản địa Laplacian (LEMAP). Sau đó, Support vector machine (SVM) thực hiện phân loại. Việc sử dụng kiến trúc mạng có tên là RecycleNet để phân loại các lớp đối tượng có thể tái chế đã chọn đã được thực hiện [10]. Phương pháp được đề xuất làm giảm các tham số cần thiết trong kiến trúc CNN thông thường, nhưng nhược điểm của nó là lượng dữ liệu cần thiết cho đào tạo, ngay cả với phiên bản được tối ưu hóa do các tác giả đề xuất. He Xiangyu [11] đã đề xuất phương pháp trích xuất vùng quan tâm trong ảnh chai nhựa dựa trên phân đoạn ngưỡng kép, trong đó ba kênh của ảnh nền được hàm Gauss điều chỉnh để xác định ngưỡng cao và thấp cho phân đoạn. Sau đó, trọng tâm của mỗi chai nhựa thu được bằng phương trình trọng tâm sau khi có được vùng quan tâm.

Tuy công nghệ này bước đầu đã được ứng dụng trên thế giới nhưng chưa phổ biến, đặc biệt là ở Việt Nam do tính đặc thù, độ khó

của công nghệ cũng như chi phí chuyển giao. Để có thể tự chủ về mặt khoa học công nghệ cũng như giảm chi phí, việc phát triển robot tay máy tự động nhận dạng để phân loại rác thải chai nhựa là cần thiết. Việc ứng dụng công nghệ nhận dạng hiện nay tốn rất nhiều thời gian cũng như chi phí để thực hiện do bộ dữ liệu thu thập đa dạng nhiều và độ chính xác chưa cao. Nghiên cứu này sẽ ứng dụng phương pháp xử lý ảnh truyền thống kết hợp với giải thuật Haar Cascade để nhận dạng vật do ưu điểm của giải thuật này có tốc độ huấn luyện và ứng dụng nhanh và không cần bộ dữ liệu quá lớn. Khác biệt lớn nhất so với các phương pháp nhận dạng sử dụng machine learning hiện tại, đó chính là nếu cần nhận dạng nhiều loại chai khác nhau, thì loại chai mới sẽ được huấn luyện riêng cho bộ mới mà không bị ảnh hưởng bởi bộ dữ liệu đã học cũ.

2. XỬ LÝ ẢNH

Haar Cascades là một loại nhận dạng đối tượng học máy có thể được sử dụng để tìm những thứ trong hình ảnh hoặc video. Giải thuật Haar Cascade nhận diện đối tượng không phụ thuộc vào tỷ lệ và vị trí của đối tượng trên ảnh được giới thiệu bởi Paul Viola và Michael Jones vào năm 2001. Giải thuật này sử dụng các kernel phát hiện cạnh, phát hiện đường thẳng được gọi là đặc trưng Haar like. Đặc trưng này được tính bằng tổng cường độ pixel vùng trắng trừ tổng cường độ pixel vùng đen, ta sẽ trượt các kernel này ở các vị trí khác nhau với các kích thước khác nhau thay đổi trên 3 kênh màu trên vùng cần lấy đặc trưng và ta sẽ thu được vector đặc trưng của vùng, từ đó phát hiện ra được sự chênh lệch về các đặc trưng ảnh và từ đó nhận diện được vật. Từ Cascade (xếp tầng) xuất phát từ cách các tính năng được thiết lập theo một số bước. Một bộ tính năng khác nhau được thêm vào hình ảnh ở mỗi giai đoạn. Nếu khu vực đó vượt qua tất cả các bước thì nó

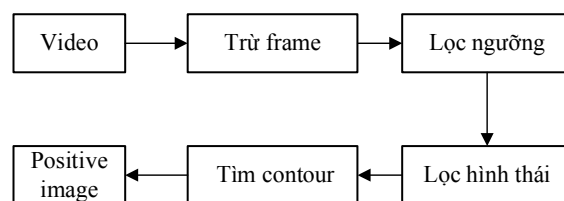
được gọi là khám phá. Một trong những điểm mạnh của Haar là tốc độ tính toán của chúng. Bởi vì cấu trúc xếp tầng nhanh chóng loại bỏ các phần không phải đối tượng nên nó có thể được sử dụng trong các tình huống thời gian thực. Ngoài ra, Haar có thể hoạt động nhận dạng khi vật bị chồng lấn và không bị ảnh hưởng bởi những thay đổi về ánh sáng. Để nhận dạng một chai nhựa cụ thể, các bước được thực hiện như sau:

Bước 1 - Tự động lưu hình ảnh positive image:

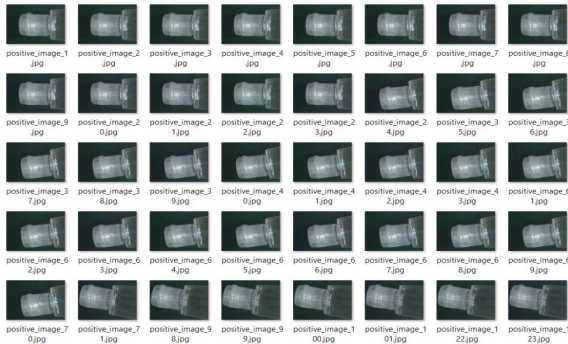
Để phát hiện chai, đầu tiên nhiều đoạn phim chai nhựa chạy qua băng tải với nhiều cường độ sáng và hướng khác nhau được lưu lại. sau đó tiến hành xử lý hình các đoạn frame của phim như phân ngưỡng, lọc nhiễu Gaussian, sau đó tìm ra contour của đầu chai nơi các pixel sáng nhất, từ đó khoanh vùng được vị trí chai nhựa. Lưu các hình ảnh vị trí đầu chai nhựa ở các frame này lại với kích thước 20x20 pixel. Các hình ảnh chỉ chứa đầu chai nhựa này gọi là các ảnh positive image. Quá trình tự động lưu ảnh này được tóm tắt trong hình 1 và kết quả của bước này được minh họa như hình 2.

Bước 2 - Lưu hình ảnh negative image:

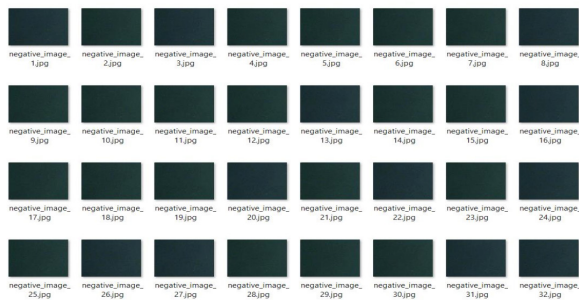
Cũng làm nhiều đoạn phim không có hình chai nhựa, sau đó sẽ tiến hành chụp ảnh từng frame negative không chứa chai để thu thập dữ liệu cho việc rút trích đặc trưng hình dạng của chai.



Hình 1. Giải thuật tự động trích xuất hình positive (hình chai).



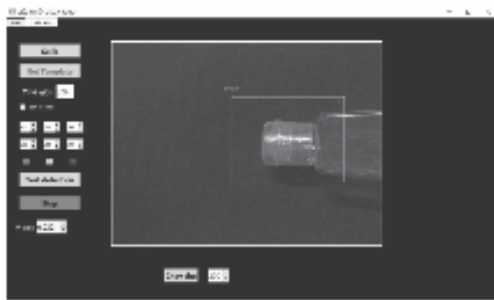
Hình 2. Các hình các chai được lưu lại cho huấn luyện (positive image)



Hình 3. Các hình không chứa chai được lưu lại cho huấn luyện (negative image)

Bước 3 - Huấn luyện các hình ảnh vừa thu được:

Ở bước này, phần mềm Cascade training Gui được sử dụng để huấn luyện. Sau khi đã huấn luyện xong, ta sẽ được file: file cascade.xml, sau đó dùng file train.xml và thư viện OpenCV Haar Cascade để thực hiện nhận dạng vật. Kết quả sẽ là tọa độ của chai như hình 4.



Hình 4. Kết quả nhận dạng chai

3. TÍNH TOÁN TỌA ĐỘ THẬT CHO ROBOT

3.1. Tính chỉnh camera

Do ảnh thu được từ camera ở dạng điểm ảnh (pixel) mà hoạt động của robot dựa trên hệ tọa độ milimet nên ta sẽ chuyển đổi từ hệ tọa độ pixel sang hệ tọa độ mm.

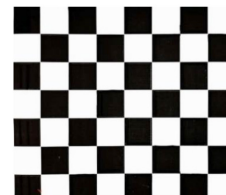
Công thức tổng quát:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K [R \quad T] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (1)$$

Trong đó: K - Ma trận thông số nội camera; [R T] - Ma trận thông số ngoại camera.

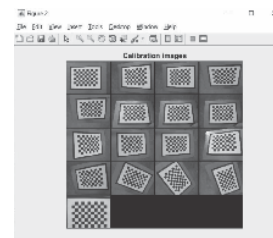
Để thực hiện việc chuyển đổi này, ta cần thực hiện việc hiệu chỉnh camera (camera calibration) để tìm được ma trận thông số nội của camera trước.

Bước 1: Ta sẽ sử dụng chest board kích thước 20x20mm như hình 5, bên dưới để hiệu chỉnh.



Hình 5. Hình chest board để tính chỉnh camera

Bước 2: Chụp lần lượt bàn cờ này ở các vị trí khác nhau như hình 6.



Hình 6. Các hình ảnh bàn cờ cho quá trình calib

Sau đó, ta lấy 4 góc của bàn cờ nhằm tìm ma trận thông số nội, làm liên tục với 15 hình còn lại, sau khi xong quá trình trên, ta thu được ma trận thông số nội.

Do vị trí tọa độ $X, Y = 0$ của robot và tọa độ $X, Y = 0$ của camera không trùng nhau, do đó ta cần thực hiện dời hệ tọa độ camera về tọa độ robot. Để thực hiện dời tọa độ camera, ta cần điều khiển robot vào nơi có tọa độ biết trước trên ảnh. Từ đó, ta xác định được điểm tọa độ (X, Y) robot tương ứng với tọa độ (X, Y) camera là bao nhiêu. Bằng thực nghiệm, ta tìm ra được:

$$\begin{aligned}x_{\text{robot}} &= x_{\text{camera}} - 115 \text{ mm} \\y_{\text{robot}} &= y_{\text{camera}} + 140 \text{ mm}\end{aligned}$$

3.2. Tính toán vận tốc di chuyển của vật

Do chai liên tục di chuyển trên băng tải và động, bên cạnh đó, tọa độ của robot cũng nằm ngoài tọa độ của camera nên ta phải dự đoán điểm gặp chai. Quá trình tính toán vận tốc được kích hoạt qua điều kiện “Check speed”. Chương trình sẽ liên tục lấy dữ liệu vị trí và thời gian của đối tượng trên băng tải. Khi kết thúc quá trình này, ta sẽ tiến hành tính ra vận tốc của băng tải qua hồi quy tuyến tính. Giá trị vận tốc được cập nhật lên hệ thống để dùng cho các mục đích tính toán khác.

Ta giả định việc setup vận tốc băng tải được thực hiện qua núm xoay biến trở và trong quá trình hoạt động, vận tốc băng tải không đổi bởi các điều kiện khác nhau. Ở phần trước, việc tiền xử lý ảnh đưa ra được các đối tượng trên băng tải, ta có thể tìm được tâm của đối tượng đó qua việc tính các moment ảnh ở mỗi thời điểm khác nhau.

Khi một đối tượng di chuyển trên băng

tải, với vận tốc v là hằng số, ta có phương trình:

$$X = v.t + x_0 \quad (4)$$

Từ đó, ta thu thập được bảng số liệu sau:

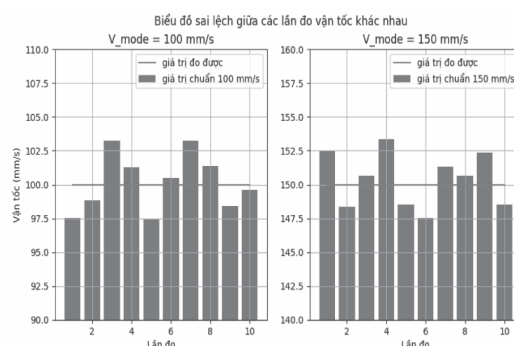
Bảng 1. Bảng số liệu thu thập

Vị trí	Thời gian
X1	T1
X2	T2
.....	
X4	T4

Các giá trị thu được là kết quả quan sát của một đối tượng.

Do hệ thống tách biệt vùng làm việc của camera và vùng làm việc của robot nên việc xác định vận tốc của của băng tải hết sức quan trọng. Nó là một thông số quan trọng để xác định vị trí của vật theo thời gian và phải có sai số nhỏ để đảm bảo robot có thể bắt chính xác được vị trí của vật.

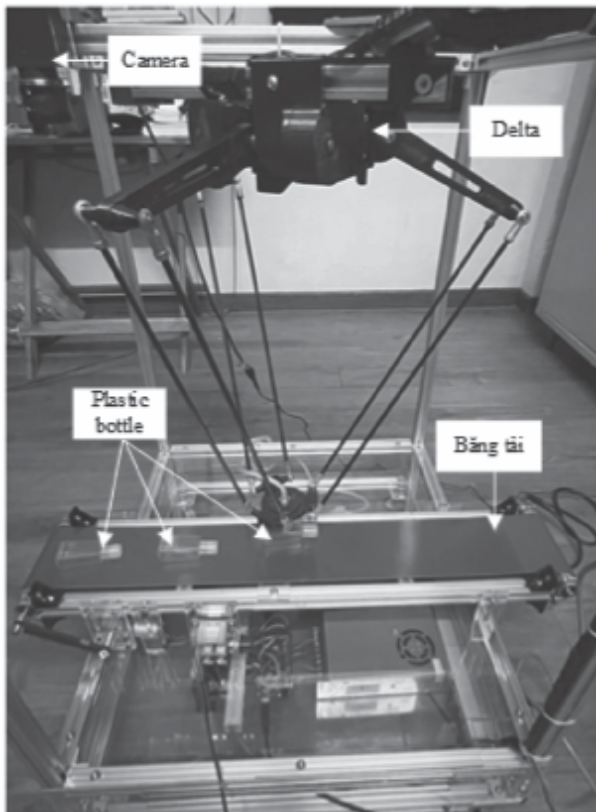
Để xác định chỉ tiêu này, ta sử dụng thêm một encoder ngoài hệ thống và cho băng tải chạy ở các mức vận tốc khác nhau để tiến hành so sánh kết quả giữa hai phép đo như hình 7.



Hình 7. Sai số của vận tốc đo bằng camera

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Quá trình thực nghiệm được thực hiện trên robot Delta, camera 2D được đặt cố định trên cao như hình 6. Chai cần gấp ra được đặt di chuyển trên băng tải. Tốc độ di chuyển của băng tải là 50mm/s. Băng tải không dừng trong suốt quá trình nhận dạng.



Hình 8. Hình thực nghiệm

Khi kết nối phần mềm điều khiển và arduino, robot lập tức sẽ về vị trí home. Điểm home của robot được xác định dựa vào 3 công tắc hành trình, khi cả ba khâu dẫn của robot đồng loạt chạm vào công tắc hành trình thì điểm home sẽ được xác lập. Lúc này, ta sẽ lấy góc nâng 3 cánh tay robot và tính động học thuận để xác định vị trí home của robot theo hệ tọa độ xyz. Sau đó, robot sẽ được điều khiển về vị trí gần với băng tải hơn bằng cách giảm z

để thiết lập vị trí chờ nhằm giảm quãng đường di chuyển của robot khi gấp vật. Sau đó, khi camera nhận diện được tọa độ chai bằng giải thuật Haar Cascade, tọa độ tâm vật sẽ được trả về ở dạng pixel sau đó chuyển qua dạng x,y và dời về cùng hệ tọa độ robot. Sau đó, phần mềm sẽ dự đoán vị trí gấp robot cho phù hợp về tốc độ cánh tay và băng tải. Từ vị trí dự đoán, phần mềm sẽ tính động học nghịch để trả về góc xoay và quy đổi sang xung để truyền xuống cho arduino. Khi đã tiến được đến vị trí gấp đầu hút sẽ được điều khiển bắt đầu hút. Sau đó, robot di chuyển đến vị trí lập trình trước và ngừng hút để thả vật. Sau đó, robot sẽ di chuyển quay về vị trí chờ để đợi chai tiếp theo để nhận dạng. Thời gian xử lý được thể hiện trong bảng 2.

Bảng 2. Thời gian xử lý của hệ thống

	Thời gian nhận dạng và tính toán vị trí (ms)	Thời gian robot thực thi (s)
Lần 1	17.67	1.58
Lần 2	18.23	1.81
Lần 3	19.25	2.12
Lần 4	18.1	1.83
Lần 5	18.39	1.88

Dựa vào kết quả xử lý bảng 2, ta thấy: Thời gian xử lý của giải thuật rất nhanh đảm bảo thời gian thực cho nhiệm vụ thật ngoài công nghiệp.

5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã trình bày một phương pháp hiệu quả để tự động hóa quá trình phân loại chai nhựa trong hỗn hợp rác thải. Kết quả xử lý nhanh và chính xác. Qua thực nghiệm có thể thấy phương pháp có thể thay thế việc phân loại thủ công của người lao động, tăng năng suất cho quá trình phân loại, cũng như bảo



vệ sức khỏe người lao động tốt hơn. Cách làm cũng đơn giản và dễ thực hiện cũng như dễ bảo trì. Để tăng tốc độ hệ thống hay phân loại nhiều loại chai khác nhau, hệ thống camera có thể dễ dàng thay đổi cũng như huấn luyện thêm bộ Cascade mà không ảnh hưởng tới bộ dữ liệu cũ.

Lời cảm ơn:

Chúng tôi xin cảm ơn Trường Đại học Bách khoa, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh đã hỗ trợ thời gian, phương tiện và cơ sở vật chất cho nghiên cứu này.

Xung đột lợi ích:

Nhóm tác giả xin cam đoan rằng không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

Đóng góp của tác giả:

Lê Đức Hạnh: Đưa ra ý tưởng, phân tích và viết bài.

Lê Đức Đạo: Thực nghiệm, thu thập dữ liệu và phân tích.

Ngày nhận bài: **19/10/2024**

Ngày phản biện: **01/11/2024**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. “Thị trường tái chế nhựa tại Việt Nam vẫn đang bỏ ngõ”, <https://tainguyenvamoitruong.vn/thi-truong-tai-che-nhua-tai-viet-nam-van-dang-bo-ngo-cid15722.html>
- [2]. “Mối nguy hại khủng khiếp từ rác thải công nghiệp”, <https://www.thiennhien.net/2022/02/12/moi-nguy-hai-khung-khiếp-tu-rac-thai-cong-nghiep/>
- [3]. “AI assisted trash sorting with ABB industrial and collaborative robots”, <https://www.youtube.com/watch?v=SVHVMVuhXjA>
- [4]. “Recycling Robots - Companies Turn to Robots to Help Sort Recyclables & Waste - Waste Robotics”, <https://www.youtube.com/watch?v=QbKA9uNgzYQ&t=59s>
- [5]. Thịnh, P. T., & Quang, Đ. V. (2020), “Điều khiển và phân loại vật thể dựa trên màu sắc sử dụng cánh tay robot 3 bậc tự do của Fischertechnik”. Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ, 56(1), 11-20. <https://doi.org/10.22144/ctu.jvn.2020.002>
- [6]. Nguyễn Trí Bằng, Nguyễn Đình Vinh, Trần Trọng Đức, “Nghiên cứu ứng dụng học sâu xây dựng bộ nhận dạng vật thể giúp thanh toán hàng hóa nhanh”. Tạp Chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng, vol 19, số p.h 9, tháng 9/2021, tr 31-36, <https://jst-ud.vn/jst-ud/article/view/7578>.
- [7]. Đình Quốc Quân, Nguyễn Thu Hà, Nguyễn Đình Bảo, Nguyễn Vũ Linh, Phạm Văn Hùng, “Nhận dạng hạt điều trong dây chuyền đóng gói và kiểm tra chất lượng sản phẩm dựa trên mạng nơ ron tích chập”. Khoa học và Công nghệ (Đại học Công nghiệp Hà Nội) - 2022 - no.4 - tr.65-69 - ISSN.1859-3585.
- [8]. Nuño-Maganda, M.A., Jiménez-Arteaga, J.H., Barron-Zambrano, J.H. et al., “Implementation and integration of image processing blocks in a real-time bottle classification system”. Sci Rep 12, 4868 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-08777-x>
- [9]. Özkan, K., Ergin, S., Işık, Şahin & Işıklı, İdil, “A new classification scheme of plastic wastes based upon recycling labels”. Waste Manage. 35, 29–35. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2014.09.030> (2015).
- [10]. Bircanoğlu, C., Atay, M., Beşer, F., Genç, O. & Kızrak, M. A., “Recyclenet: Intelligent waste sorting using deep neural networks”. In 2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 1-7, <https://doi.org/10.1109/INISTA.2018.8466276> (2018).
- [11]. He, Xiangyu, He, Zaixing, Zhang, Shuyou, Zhao, Xinyue, “A novel vision-based PET bottle recycling facility”. Measurement Science and Technology, 2017.