

## APPLICATION OF A 3-AXIS ROBOT ARM COMBINED WITH A CAMERA SUPPORTS AUTOMATIC WELD DATA COLLECTION

Nguyen Duc Tai<sup>1,2</sup>, Nguyen Hoang Dung<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Can Tho University, <sup>2</sup>An Giang Vocational College

ARTICLE INFO		ABSTRACT
<b>Received:</b>	<b>17/7/2024</b>	The aim of this study is to design a three-axis translational robotic arm model combined with a camera to automate the data collection of welding joints. The robotic arm model includes three degrees of freedom designed with an inverted structure and can translate along the X, Y, and Z axes. The end of the robotic arm is equipped with a servo motor combined with an industrial camera. The camera can rotate 180 degrees thanks to the servo motor. With this mechanism, the robotic arm model can adjust its translation and rotation to collect image data from various angles. Experimental results show that the system has proven its ability to determine coordinates with 99.67% accuracy and the angle of the welding joint, ensuring consistency in the collected dataset. Furthermore, in addition to the ability to collect highly consistent image data regarding viewing angles and positions, the model also ensures randomness such as lighting conditions during sampling. These initial research results not only open up the possibility of inspecting welding quality but also integrate machine learning technology into industrial production processes that are conducted quickly and accurately.
<b>Revised:</b>	<b>07/10/2024</b>	
<b>Published:</b>	<b>08/10/2024</b>	
<b>KEYWORDS</b>		
Robot arm		
Automatic welds		
Collect data		
Automation		
Welding		

## ỨNG DỤNG CÁN TAY ROBOT 3 TRỤC KẾT HỢP VỚI CAMERA HỖ TRỢ THU THẬP DỮ LIỆU MỐI HÀN TỰ ĐỘNG

Nguyễn Đức Tài<sup>1,2</sup>, Nguyễn Hoàng Dũng<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Cần Thơ, <sup>2</sup>Trường Cao đẳng Nghề An Giang

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
<b>Ngày nhận bài:</b>	<b>17/7/2024</b>	Mục tiêu của nghiên cứu này là thiết kế mô hình cánh tay robot ba trục tịnh tiến kết hợp với camera nhằm tự động hóa thu thập dữ liệu mối hàn. Mô hình cánh tay robot bao gồm ba trục tự do được thiết kế theo cấu trúc treo ngược và có thể tịnh tiến theo các phương X, Y, Z. Đầu cuối của cánh tay robot được lắp một động cơ servo kết hợp với camera công nghiệp. Camera có thể xoay được một góc 180 độ nhờ vào động cơ servo. Với cơ cấu này, mô hình cánh tay robot có thể điều chỉnh tịnh tiến và xoay định vị để thu thập dữ liệu hình ảnh từ nhiều góc độ khác nhau. Kết quả thực nghiệm cho thấy, hệ thống đã chứng minh khả năng xác định tọa độ với độ chính xác 99,67% và góc độ của chi tiết mối hàn, đảm bảo sự nhất quán trong bộ dữ liệu thu thập được. Hơn thế nữa, ngoài khả năng có thể thu thập một dữ liệu hình ảnh có tính nhất quán cao về vị trí góc nhìn, mô hình còn đảm bảo được tính ngẫu nhiên như điều kiện ánh sáng trong quá trình lấy mẫu. Kết quả nghiên cứu ban đầu này cho thấy không chỉ mở ra khả năng kiểm tra chất lượng mối hàn mà còn có thể tích hợp công nghệ học máy vào các quy trình sản xuất công nghiệp được thực hiện một cách nhanh chóng và chính xác.
<b>Ngày hoàn thiện:</b>	<b>07/10/2024</b>	
<b>Ngày đăng:</b>	<b>08/10/2024</b>	
<b>TỪ KHÓA</b>		
Cánh tay robot		
Mối hàn tự động		
Thu thập dữ liệu		
Tự động hóa		
Kỹ thuật hàn		

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.10782>

\* Corresponding author. Email: [hoangdung@ctu.edu.vn](mailto:hoangdung@ctu.edu.vn)

## 1. Giới thiệu

Trong kỷ nguyên của cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ IV, tích hợp tự động hóa vào quy trình sản xuất không chỉ là xu hướng mà còn là một yêu cầu cấp bách, đặc biệt trong lĩnh vực công nghiệp hàn. Lĩnh vực này, vốn đòi hỏi độ chính xác và độ tin cậy cao, đặt ra nhu cầu cấp thiết về việc kiểm tra và đánh giá chất lượng mỗi hàn một cách kỹ lưỡng. Để đáp ứng nhu cầu này, chúng tôi phát triển cánh tay robot ba bậc tự do có kết hợp với camera công nghiệp hỗ trợ tự động hóa quy trình thu thập dữ liệu mỗi hàn. Nghiên cứu này không chỉ hứa hẹn việc tối ưu hóa quy trình thu thập và phân tích dữ liệu mà còn mở đường cho các nghiên cứu tiếp theo về việc nâng cao chất lượng kiểm tra và đánh giá mỗi hàn.

Phương pháp thu thập dữ liệu mỗi hàn theo cách thủ công hiện nay tiêu tốn nhiều thời gian và công sức nhưng lại thiếu tính nhất quán, ảnh hưởng đến hiệu quả của quá trình training cho máy học [1] – [3]. Sự thiếu nhất quán trong dữ liệu thu thập có khả năng gây ra sai sót trong việc phân loại và nhận dạng mỗi hàn, ảnh hưởng nghiêm trọng đến chất lượng và an toàn của các cấu trúc [4], [5]. Từ đó, nhu cầu thiết kế một mô hình cánh tay robot tự động, có khả năng thu thập dữ liệu mỗi hàn một cách chính xác và nhất quán, trở nên hết sức cần thiết. Bên cạnh đó, trong lĩnh vực xử lý ảnh bằng mạng nơ-ron tích chập (CNN), việc thu thập dữ liệu hình ảnh thủ công thường yêu cầu nhiều bước tiền xử lý phức tạp trước khi các mẫu có thể được sử dụng để huấn luyện mô hình. Các bước tiền xử lý này bao gồm nhưng không giới hạn ở việc xoay cắt, chuẩn hóa kích thước, thực hiện các phép biến đổi hình ảnh, và nhân bản dữ liệu để tạo đa dạng [4] – [6]. Mỗi bước này không chỉ tốn thời gian mà còn có nguy cơ làm giảm chất lượng của dữ liệu thu thập được do các thao tác không thể kiểm soát hoàn toàn.

Đã có một số nghiên cứu sử dụng camera để hỗ trợ xác định vị trí mỗi hàn tự động. Các nghiên cứu này tập trung vào việc đánh giá quá trình hàn và chất lượng sản phẩm sau khi hàn. Bên cạnh đó, mạng nơ-ron tích chập (CNN), một phương pháp mạnh mẽ nhưng phức tạp và đòi hỏi nhiều bước tiền xử lý dữ liệu, đã được nhiều nhà khoa học sử dụng trong hướng nghiên cứu về nhận dạng mỗi hàn [2], [3], [6]. Đối với CNN, việc thu thập dữ liệu là rất quan trọng. Nếu dữ liệu thu thập càng nhiều và càng nhất quán sẽ giúp cho việc nhận dạng và phân loại trở nên dễ dàng và chính xác hơn. Nhận thức được những hạn chế này, nghiên cứu đã phát triển "*Ứng dụng cánh tay robot 3 trục kết hợp với camera để hỗ trợ thu thập dữ liệu mỗi hàn tự động*". Hệ thống này bao gồm một cánh tay robot mang camera có thể di chuyển trong không gian ba chiều. Trong khi đó, phần mềm được thiết kế sử dụng thư viện Open CV trên ngôn ngữ lập trình python để tự động hóa toàn bộ quá trình thu thập dữ liệu, từ việc định vị mỗi hàn, chọn góc chụp cho đến điều chỉnh cài đặt chiếu sáng, nhằm loại bỏ nhu cầu cho các bước tiền xử lý truyền thống. Điều này không chỉ làm giảm đáng kể thời gian cần thiết cho quy trình chuẩn bị dữ liệu mà còn cải thiện độ chính xác và độ nhất quán của dữ liệu hình ảnh thu thập được, từ đó nâng cao chất lượng của mô hình học máy được huấn luyện sử dụng chúng [2], [6] – [9].

Nghiên cứu tập trung vào việc phát triển mô hình cánh tay robot ba trục tịnh tiến, tích hợp camera chất lượng cao, để tự động chụp ảnh mỗi hàn từ các vị trí cố định và đã được lập trình sẵn. Sự chính xác trong việc thiết lập góc chụp và khoảng cách đến mỗi hàn không chỉ đảm bảo tính nhất quán và độ tin cậy của dữ liệu hình ảnh mà còn là cơ sở vững chắc cho việc huấn luyện các mô hình máy học nhằm phát hiện và phân loại lỗi [2], [6], [10]. Giải pháp đề xuất trong nghiên cứu này không chỉ giảm thiểu sai sót mà còn cải thiện đáng kể tốc độ thu thập dữ liệu, từ đó nâng cao hiệu suất và chất lượng mẫu. Hơn nữa, ích lợi của giải pháp đề xuất này sẽ giúp giảm chi phí lao động và tăng cường khả năng kiểm soát chất lượng trong suốt quá trình lấy mẫu dữ liệu.

## 2. Thiết kế mô hình cánh tay robot tự động lấy mẫu

### 2.1. Cánh tay robot 3 trục tịnh tiến

Trong khuôn khổ nghiên cứu này, chúng tôi đã phát triển một mô hình cánh tay robot (Hình 1), được thiết kế với ba trục tịnh tiến X, Y, Z, theo cấu trúc treo ngược. Thiết kế này nhằm mục

đích tạo ra một hệ thống linh hoạt và chính xác, có khả năng đạt tới các vị trí mong muốn trong không gian làm việc một cách nhanh chóng và hiệu quả, đồng thời giảm thiểu sự chiếm dụng không gian làm việc và tối ưu hóa khả năng tiếp cận các mối hàn từ nhiều góc độ [11][2].

#### Thiết kế cánh tay robot

Cánh tay robot có không gian hoạt động là  $X = 300$  mm,  $Y = 250$  mm,  $Z = 200$  mm, đảm bảo khả năng di chuyển linh hoạt trong một phạm vi rộng lớn, là yếu tố quan trọng để tiếp cận mối hàn ở nhiều vị trí khác nhau mà không yêu cầu di chuyển toàn bộ cấu trúc. Ba trục tịnh tiến X, Y, Z cho phép cánh tay di chuyển lên xuống, sang trái sang phải, và tiến lùi một cách chính xác. Cấu trúc treo ngược cải thiện đáng kể không gian làm việc bằng cách giảm nhu cầu về diện tích sàn.

#### Driver điều khiển robot

Driver điều khiển robot kết hợp module vi điều khiển và các động cơ bước qua module công suất, đảm bảo độ chính xác cao khi di chuyển đến các tọa độ mong muốn. Sự chọn lựa sử dụng động cơ bước là do khả năng chính xác cao và dễ dàng điều chỉnh vị trí của chúng, làm cho chúng trở thành lựa chọn lý tưởng cho việc thu thập dữ liệu mối hàn một cách chính xác.

#### Đầu cuối cánh tay robot (EOAT: End of arm tool) và camera

EOAT của mô hình cánh tay robot được trang bị một động cơ RC-servo có khả năng quay trục Z một góc 180 độ, và một camera chất lượng cao. Camera công nghiệp (Basler aceacA3800-14uc) có độ phân giải 10 Mp, độ phân giải 3840 px x 2748 px, tốc độ khung hình 14FPS, cho phép thu thập dữ liệu hình ảnh mối hàn từ các góc độ đa dạng một cách chi tiết và rõ ràng. Sự kết hợp này giữa khả năng di chuyển của cánh tay robot và camera độ phân giải cao đảm bảo việc thu thập dữ liệu hình ảnh mối hàn được thực hiện chính xác, cung cấp dữ liệu quan trọng cho quá trình phân tích và đánh giá chất lượng mối hàn [13], [14].

## 2.2. Ma trận chuyển vị

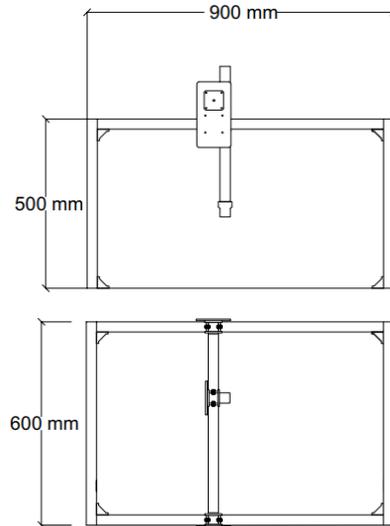
Đối với cánh tay robot ba trục tịnh tiến được thiết kế trong nghiên cứu này, ma trận chuyển vị cung cấp một phương tiện toán học để biểu diễn chính xác vị trí và hướng của cánh tay robot tại bất kỳ thời điểm nào, đồng thời cho phép chúng tôi tính toán các di chuyển cần thiết để đạt được vị trí mong muốn [11], [13], [14].

Ma trận chuyển vị T cho cánh tay robot của chúng tôi được định nghĩa như sau:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & x \\ 0 & 1 & 0 & y \\ 0 & 0 & 1 & z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Trong đó,  $x$ ,  $y$ , và  $z$  đại diện cho di chuyển của cánh tay robot dọc theo ba trục tịnh tiến X, Y, và Z tương ứng, so với điểm gốc.

Khi tích hợp thêm chức năng xoay quanh trục Z, như được điều khiển bởi động cơ RC-servo có khả năng quay một góc 180 độ, ma trận chuyển vị cần được mở rộng để bao gồm cả ma trận xoay. Điều này cho phép chúng tôi mô tả không chỉ chuyển động tịnh tiến mà còn cả chuyển động xoay của cánh tay robot, từ đó tăng cường khả năng thích ứng và độ chính xác trong việc định vị và thu thập dữ liệu.



Hình 1. Mô hình cánh tay 3 trục tịnh tiến

Để tích hợp cả chuyển động tịnh tiến và xoay quanh trục Z vào ma trận chuyển vị, chúng ta cần xem xét thêm ma trận xoay. Ma trận xoay quanh trục Z được biểu diễn như sau, với  $\theta$  là góc xoay (đơn vị là radian) [14]:

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Ma trận chuyển vị tích hợp cả chuyển động tịnh tiến và xoay quanh trục Z sẽ là tích của ma trận xoay  $R_z(\theta)$  và ma trận tịnh tiến T [14]. Tuy nhiên, để đơn giản hóa, ta có thể kết hợp trực tiếp ma trận (1) và (2) trong một ma trận duy nhất như sau:

$$T_c = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 & x \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 & y \\ 0 & 0 & 1 & z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Trong đó  $x$ ,  $y$ , và  $z$  là tọa độ tịnh tiến dọc theo trục X, Y, và Z tương ứng, và  $\theta$  là góc xoay quanh trục Z. Ma trận này cho phép chúng ta mô tả một cách toàn diện vị trí và hướng của cánh tay robot sau khi thực hiện cả chuyển động tịnh tiến và xoay, từ đó cung cấp khả năng định vị chính xác cần thiết cho việc thu thập dữ liệu hình ảnh mỗi hàn từ các góc độ đa dạng [13], [14].

Sau khi tính toán thiết kế chúng tôi đã thiết kế một cánh tay robot tịnh tiến như hình 2.



Hình 2. Cánh tay 3 trục tịnh tiến

### 2.3. Nhận dạng đối tượng

Nhận dạng chi tiết hàn dựa trên việc điều khiển cánh tay robot này và di chuyển camera để theo dõi và nhận diện đúng đối tượng. Được thiết lập để liên tục kiểm tra khu vực làm việc, camera có nhiệm vụ phát hiện bất kỳ đối tượng nào có khả năng là chi tiết hàn, đặc biệt chú ý đến mỗi hàn hồ quang trên bề mặt các bộ phận cơ khí.

Khi phát hiện được một đối tượng phù hợp, hệ thống sẽ kích hoạt một thuật toán xử lý ảnh được thiết kế sẵn và mô tả chi tiết ở bên dưới. Thuật toán này phân tích hình ảnh thu được từ camera để nhận diện chi tiết hàn, dựa trên hình dạng và màu sắc đặc trưng của mỗi hàn hồ quang. Quy trình này bao gồm việc chuyển đổi không gian màu, tạo mask, và quan trọng nhất là tìm kiếm và phân tích contours, tức là các đường viền xác định ranh giới của đối tượng trong ảnh. Theo tiêu chuẩn quốc tế về truyền hình và xử lý hình ảnh, như tiêu chuẩn của Ủy ban Tư vấn Kỹ thuật về Hệ thống Truyền hình [15]

$$Grayscale = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (4)$$

Contours, hay còn gọi là đường viền, là một phương pháp trong xử lý ảnh giúp xác định vị trí và hình dạng của các đối tượng bằng cách theo dõi các điểm liên kết tạo nên ranh giới của đối

tượng. Nếu diện tích của đường viền này nằm trong khoảng giá trị được xác định trước và hình dạng gần giống với hình chữ nhật - được kiểm tra thông qua hàm cv2.approxPolyDP để đếm số lượng góc - hệ thống sẽ xác định đó chính là chi tiết hàn cần tìm [9]. Chúng tôi đã sử dụng bộ lọc Sobel dựa trên việc tính toán gradient của ảnh để xác định vị trí của các cạnh. Gradient là một vector có hướng và độ lớn chỉ hướng thay đổi nhanh nhất của cường độ sáng tại một điểm ảnh [4]. Công thức độ biến thiên (gradient) theo hai phương  $x$  và  $y$  của hàm  $f(x,y)$  được định nghĩa:

$$\nabla f = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (5)$$

Trong đó  $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}$  là đạo hàm riêng của  $f$  theo  $x$  và  $y$  tương ứng. Độ lớn của  $\nabla f$  được tính như sau:

$$|\nabla f| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (6)$$

Dựa vào các công thức (5) và (6), có thể xác định các điểm có sự thay đổi lớn nhất về cường độ sáng, thường là các cạnh hoặc đường viền của đối tượng trong ảnh. Công thức (5) giúp xác định hướng thay đổi nhanh nhất của cường độ sáng, trong khi công thức (6) đo lường độ lớn của sự thay đổi đó. Việc tính toán gradient cho phép phát hiện và làm nổi bật các cạnh của đối tượng, từ đó tạo cơ sở cho việc xác định và phân tích các đường nét (contours) của đối tượng. Sau khi đường nét của đối tượng đã được xác định, quá trình phân tích và nhận dạng có thể được thực hiện dựa trên các đặc điểm hình học như hình dạng, kích thước và định hướng [4]. Tính moments của contour để tìm tâm, sử dụng các công thức:

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (7)$$

Trong đó:

$x, y$  là tọa độ các pixel trong ảnh.

$f(x,y)$  là giá trị cường độ (intensity) tại pixel  $(x,y)$ , trong trường hợp của ảnh nhị phân,  $f(x,y)$  thường là 0 hoặc 1.

$p, q$  là các số nguyên dương, xác định cấp của moment.

$$C_x = \frac{M_{10}}{M_{00}}, C_y = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (8)$$

$C_x, C_y$  là tọa độ tâm của chi tiết trên ảnh.

Từ tâm của contours, hệ thống chuyển đổi tọa độ tâm từ pixel sang centimet (cm) hoặc đơn vị đo khác phù hợp, dựa trên tỷ lệ giữa kích thước thực tế của đối tượng và kích thước của nó trong hình ảnh. Đồng thời, hệ thống cũng xác định góc nghiêng của chi tiết hàn so với trục X dựa trên hướng và hình dạng của contours. Góc nghiêng này có thể được tính toán nhờ cv2.minAreaRect, một phương pháp cung cấp góc nghiêng của hình chữ nhật nhỏ nhất bao quanh đường viền [6], [9], [16], từ đó cho phép xác định một cách chính xác độ nghiêng của chi tiết hàn.

Sau quá trình xử lý và phân tích hình ảnh, hệ thống sẽ cung cấp thông tin về tọa độ (X, Y) của tâm chi tiết hàn và góc nghiêng của nó so với trục X. Thông tin này sau đó được sử dụng để điều khiển robot, cho phép robot chính xác tiếp cận và thực hiện các công việc cần thiết trên chi tiết hàn, bao gồm hàn hoặc kiểm tra, qua đó tối ưu hóa quy trình sản xuất và đảm bảo chất lượng sản phẩm.

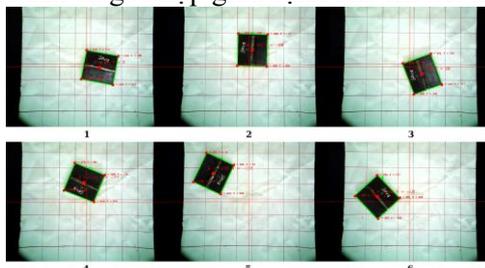
### 3. Kết quả thực nghiệm

#### 3.1. Xác định đối tượng và Contours

Trong phần thực nghiệm, chúng tôi đã tiến hành đặt các mẫu chi tiết hàn vào nhiều vị trí khác nhau trong khu vực nhận dạng của hệ thống. Điều này nhằm mục đích kiểm tra khả năng của hệ thống trong việc xác định chính xác vị trí và nhận dạng các Contours của mỗi hàn. Các kết quả

thu được, như hình ảnh đã chỉ ra, phản ánh khả năng của hệ thống trong việc đáp ứng các yêu cầu cần thiết để xác định đối tượng và nhận dạng Contours một cách chính xác.

Qua các ảnh số 1 đến 6 trong Hình 3, chúng tôi nhận thấy rằng hệ thống không chỉ phát hiện mẫu chi tiết hàn ở mọi vị trí một cách chính xác mà còn xác định được các đường viền xanh lá cây biểu thị Contours của chi tiết. Điều này không chỉ nhận dạng hình dạng của các đối tượng mà còn cung cấp dữ liệu về vị trí tâm và góc hợp giữa cạnh của chi tiết mỗi hàn với trục X.



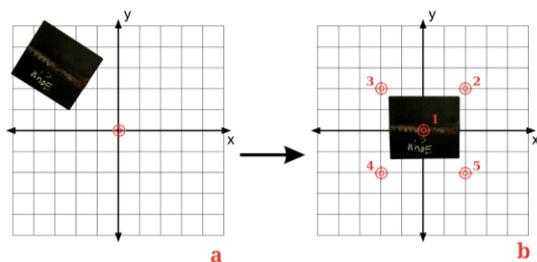
**Hình 3.** Contours được hệ thống nhận dạng và xác định

Kết quả thực nghiệm đã cho thấy rằng, các mẫu chi tiết hàn (xem các ảnh từ 1 đến 6 của hình 3) dù ở vị trí và góc độ nào, được hệ thống đề xuất trong nghiên cứu này đều có thể phát hiện một cách chính xác. Các Contours được đánh dấu rõ ràng bằng các đường viền màu xanh lá, cho thấy sự nhất quán trong việc nhận dạng hình dạng của các đối tượng.

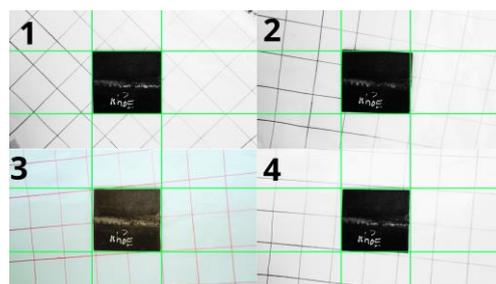
Những kết quả này đóng vai trò là cơ sở quan trọng cho robot để dịch chuyển camera, đồng thời đòi hỏi hệ trục tọa độ cho phù hợp với vị trí và hướng của mỗi hàn. Việc xác định tọa độ tâm giúp định vị tâm điểm của mỗi hàn, trong khi góc hợp giữa cạnh của chi tiết mỗi hàn và trục X cung cấp thông tin cần thiết để điều chỉnh hướng của camera, sao cho việc chụp ảnh và thu thập dữ liệu được thực hiện một cách tối ưu.

### 3.2. Mẫu nhận được sau quá trình thực hiện

Trong khuôn khổ của thực nghiệm, một chi tiết mỗi hàn được đặt vào khu vực nhận dạng của robot như hình 4a. Quy trình thực nghiệm được thiết kế để đánh giá khả năng của hệ thống robot trong việc nhận dạng chi tiết và điều chỉnh hệ trục tọa độ ( $O_0$ , đây là hệ trục tọa độ cố định của robot) sang hệ trục tọa độ mới phù hợp với vị trí của chi tiết ( $O_1$ , đây là hệ trục tọa độ dựa vào tâm của chi tiết mỗi hàn và góc hợp bởi cạnh của chi tiết mỗi hàn và vectơ  $O_0x$ ). Cánh tay robot sau đó thực hiện di chuyển camera đến năm vị trí đã được thiết lập trước để chụp ảnh chi tiết hàn như hình 4b.



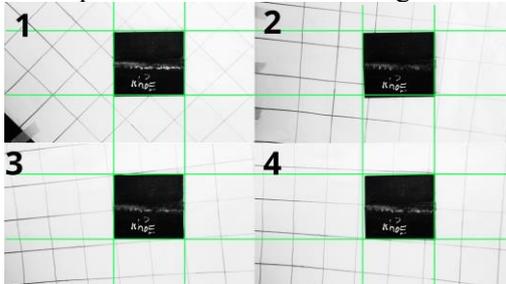
**Hình 4.** Các vị trí chụp lấy mẫu



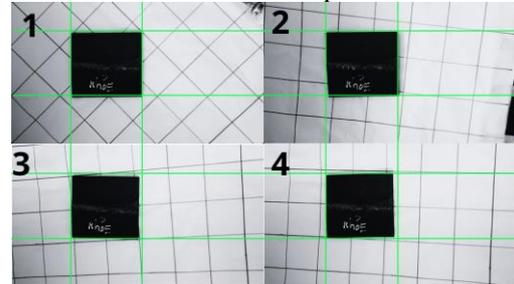
**Hình 5.** Ảnh lấy mẫu vị trí 1

Khi mỗi chi tiết hàn được định vị trong vùng nhận dạng, hệ thống tự động triển khai các thuật toán xử lý hình ảnh được mô tả ở mục 2.3 để xác định các thông số kỹ thuật của chi tiết hàn. Điều này bao gồm việc tính toán tọa độ tâm ( $C_x$ ,  $C_y$ ) và đo độ nghiêng tương đối so với trục X, cho phép đánh giá góc đặt của chi tiết hàn. Sau đó, hệ thống điều khiển tự động máy tính lập trình cánh tay robot di chuyển camera đến các vị trí từ 1 đến 5 như đã được xác định trước (xem Hình 4), để thực hiện việc thu thập hình ảnh.

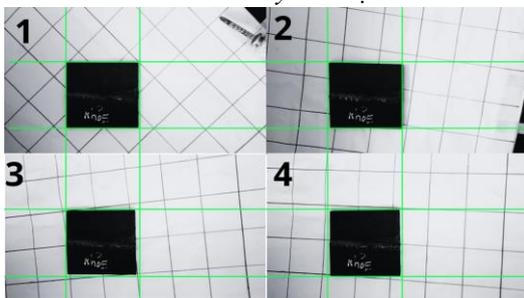
Quá trình này đã được lặp lại bốn lần để thu thập tổng cộng bốn bộ mẫu, mỗi bộ bao gồm năm tấm ảnh của chi tiết mỗi hàn. Mỗi tấm ảnh trong mỗi bộ mẫu được đánh số từ 1 đến 5, tương ứng với các vị trí đã quy định (theo hình 4b). Điều này cho phép chúng tôi thực hiện so sánh và phân tích kết quả tại vị trí số một của từng bộ ảnh để xác định độ chính xác và nhất quán của hệ thống.



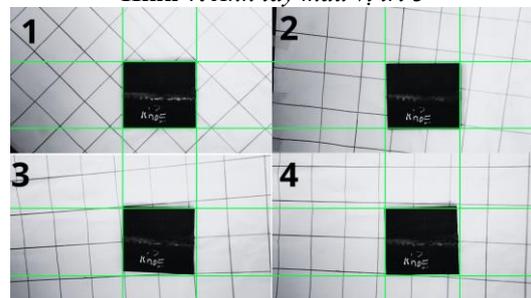
Hình 6. Ảnh lấy mẫu vị trí 2



Hình 7. Ảnh lấy mẫu vị trí 3



Hình 8. Ảnh lấy mẫu vị trí 4



Hình 9. Ảnh lấy mẫu vị trí 5

Dựa trên hình 5,6,7,8,9 có thể thấy rằng mỗi bức ảnh tại vị trí số một cho thấy chi tiết mỗi hàn được định vị tại khu vực nhận dạng của hệ thống theo tọa độ đã được thiết lập ban đầu. Kết quả này cung cấp bằng chứng về khả năng tái tạo vị trí của chi tiết mỗi hàn một cách nhất quán trong mọi lần chụp, đồng thời khẳng định độ tin cậy của hệ thống trong việc điều chỉnh hệ trục tọa độ và chụp ảnh từ các vị trí khác nhau.

Sự phủ đều của lưới tọa độ qua mỗi bức ảnh cũng làm nổi bật khả năng của hệ thống robot trong việc giữ cho chi tiết mỗi hàn tập trung tại tọa độ yêu cầu của khu vực nhận dạng trong mọi lần lấy mẫu. Điều này không chỉ quan trọng đối với mục tiêu thực nghiệm mà còn có ý nghĩa thiết thực trong các ứng dụng công nghiệp, nơi yêu cầu độ chính xác cao trong việc định vị và xử lý các chi tiết kỹ thuật.

### 3.3. Đánh giá sai số của khi lấy mẫu

Trong quá trình nghiên cứu để xác định độ chính xác của hệ thống nhận dạng hình ảnh, chúng tôi đã thực hiện một thí nghiệm đã được tiến hành bằng cách đặt một chi tiết hàn cơ khí ngẫu nhiên vào khu vực nhận dạng của camera cho 71 lần thử khác nhau. Mỗi lần thử, hệ thống camera được sử dụng để xác định vị trí của điểm tâm O, là điểm chính giữa của chi tiết hàn, cũng như vị trí của một góc định trước, điểm A. Các tọa độ thu được cho phép tính toán khoảng cách OA, từ đó đánh giá sai số và độ chính xác của hệ thống nhận dạng.

Thông qua việc thu thập và phân tích dữ liệu từ 71 lần thử nghiệm, mục đích là để đánh giá mức độ ổn định của hệ thống cũng như xác định sai số tiềm ẩn có thể ảnh hưởng đến kết quả đo lường. Phân tích các khoảng cách OA thu thập được giúp xác định xem hệ thống nhận dạng có đáp ứng đúng yêu cầu độ chính xác cần thiết cho các ứng dụng thực tế hay không. Qua quá trình tính toán chúng tôi đã ghi nhận kết quả tại Bảng 1.

Kết quả thống kê từ thí nghiệm của chúng ta cho thấy rằng khoảng cách trung bình giữa điểm tâm O và điểm A, qua 71 lần thực nghiệm là khoảng 99,497 pixels. Sự phân tán của dữ liệu quanh giá trị trung bình này, được đo bằng độ lệch chuẩn, là 2,804 pixels, phản ánh một mức độ

biến động không đáng kể trong các kết quả đo lường. Điều này cho thấy hệ thống đo lường của chúng ta khá nhất quán, với các khoảng cách không chênh lệch quá nhiều so với mức trung bình.

**Bảng 1.** Kết quả tính toán các thông số cần phân tích

STT	Thông số	Kết quả (pixel)
1	Trung bình (Mean)	99,497
2	Độ lệch chuẩn (Standard Deviation)	2,804
3	Nhỏ nhất (Min)	96,177
4	Lớn nhất (Max)	114,826
5	Trung vị (Median)	98,838
6	Phân vị (Percentiles) 25	97,652
7	Phân vị (Percentiles) 75	100,404
8	Sai số trung bình (SEM)	0,333
9	Độ chính xác (%)	99,67
10	Số lần thí nghiệm	71

Chúng ta cũng nhận thấy rằng khoảng cách ngắn nhất đo được trong thí nghiệm là 96,177 pixels, trong khi khoảng cách dài nhất là 114,826 pixels. Sự chênh lệch này có thể làm nổi bật sự xuất hiện của một số kết quả bất thường, hoặc có thể chỉ là biểu hiện của tính đa dạng tự nhiên trong các điều kiện thí nghiệm.

Trung vị của dữ liệu là 98,838 pixels, một giá trị rất sát với giá trị trung bình, cho thấy không có sự lệch đáng kể nào trong dữ liệu và một phân phối tương đối đối xứng. Khi xét đến các phân vị 25 và 75, chúng ta thấy rằng 50% dữ liệu nằm trong phạm vi từ 97,652 đến 100,404 pixels, một sự chênh lệch không đáng kể, tiếp tục phản ánh độ tin cậy cao của hệ thống đo lường.

Nhìn chung, dữ liệu chỉ ra rằng hệ thống đo lường của chúng ta hoạt động với một mức độ chính xác cao cùng với một độ lệch chuẩn tương đối thấp và một sai số trung bình rất nhỏ. Tuy nhiên, sự tồn tại của những kết quả ngoại lệ - những khoảng cách đáng kể lớn hơn hoặc nhỏ hơn mức trung bình - cần được chú ý và điều tra kỹ lưỡng để đảm bảo rằng những kết quả này không phải là do lỗi hệ thống hay sai sót trong quy trình đo lường. Sự khác biệt giữa các giá trị và phân còn lại của dữ liệu cũng cần được kiểm tra một cách cẩn thận để xác định nguyên nhân của bất kỳ điểm dữ liệu nào bất thường, từ đó có thể tiến hành những điều chỉnh cần thiết để cải thiện hệ thống.

#### 4. Kết luận

Trong khuôn khổ của bài báo này, chúng tôi đã thiết kế một mô hình cánh tay robot kết hợp với camera công nghiệp độ phân giải cao để tự động hóa việc thu thập dữ liệu hình ảnh các môi hàn. Mô hình này đã thể hiện khả năng định vị vị trí của mẫu hàn với độ chính xác cao (99,67%) và thu thập dữ liệu từ các góc định sẵn, đảm bảo độ nhất quán trong dữ liệu thu được. Một đặc điểm nổi bật của giải pháp đề xuất trong nghiên cứu này là khả năng duy trì tính ngẫu nhiên trong việc định vị mẫu, qua đó cung cấp dữ liệu huấn luyện đa dạng cho mô hình học máy.

Nghiên cứu của chúng tôi đã chứng tỏ tiềm năng trong việc nâng cao hiệu suất và độ chính xác trong quy trình thu thập dữ liệu, có khả năng ứng dụng rộng rãi trong việc tự động hóa kiểm tra chất lượng và quy trình hàn. Phân tích kết quả thực nghiệm cho thấy, dù với việc chỉ lựa chọn năm vị trí để chụp ảnh cho mỗi bộ mẫu, hệ thống cánh tay robot có khả năng mở rộng số lượng vị trí chụp ảnh, tạo điều kiện thu thập dữ liệu toàn diện hơn và phục vụ cho việc huấn luyện các mô hình học sâu một cách hiệu quả.

Với kết quả nghiên cứu ban đầu khả quan này, nghiên cứu tiếp theo của chúng tôi là cần tập trung vào việc mở rộng khả năng xử lý các loại môi hàn đa dạng và điều kiện làm việc khác nhau, tối ưu hóa giải pháp để có thể xử lý các mẫu lớn hơn của môi hàn, và tích hợp thêm các chức năng như nhận dạng bề mặt và đánh giá chất lượng hàn, làm tăng giá trị ứng dụng thực tế của công nghệ robot.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] M. Li, J. Huang, L. Xue, and R. Zhang, "A guidance system for robotic welding based on an improved YOLOv5 algorithm with a RealSense depth camera," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, p. 21299, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-48318-8.
- [2] C. E. Hachem, G. Perrot, L. Painvin, J.-B. Ernst-Desmulier, and R. Couturier, "Welding Seam Classification in the Automotive Industry using Deep Learning Algorithms," in *2021 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT)*, Bandung, Indonesia: IEEE, 2021, pp. 235-240, doi: 10.1109/IAICT52856.2021.9532569.
- [3] T. Lei, Y. Rong, H. Wang, Y. Huang, and M. Li, "A review of vision-aided robotic welding," *Comput. Ind.*, vol. 123, p. 103326, 2020, doi: 10.1016/j.compind.2020.103326.
- [4] D. Luo, *Pattern recognition and image processing*, Oxford Cambridge: WP, Woodhead Publ, 2011.
- [5] T. Manabe, Y. Shibata, and K. Oguri, "FPGA implementation of a real-time super-resolution system with a CNN based on a residue number system," in *2017 International Conference on Field Programmable Technology (ICFPT)*, Melbourne, VIC: IEEE, 2017, pp. 299-300, doi: 10.1109/FPT.2017.8280165.
- [6] Z. Lin, Y. Shi, Z. Wang, B. Li, and Y. Chen, "Intelligent Seam Tracking of an Ultranarrow Gap During K-TIG Welding: A Hybrid CNN and Adaptive ROI Operation Algorithm," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 72, pp. 1-14, 2023, doi: 10.1109/TIM.2022.3230475.
- [7] R. Miao *et al.*, "Real-time defect identification of narrow overlap welds and application based on convolutional neural networks," *J. Manuf. Syst.*, vol. 62, pp. 800-810, 2022, doi: 10.1016/j.jmsy.2021.01.012.
- [8] O. Zahran, H. Kasban, M. El-Kordy, and F. E. A. El-Samie, "Automatic weld defect identification from radiographic images," *NDT E Int.*, vol. 57, pp. 26-35, 2013, doi: 10.1016/j.ndteint.2012.11.005.
- [9] J. Howse, *OpenCV computer vision with Python: learn to capture videos, manipulate images, and track objects with Python using the OpenCV library*. Birmingham: Packt Publ, 2013.
- [10] J. R. Deepak, V. K. B. Raja, D. Srikanth, H. Surendran, and M. M. Nickolas, "Non-destructive testing (NDT) techniques for low carbon steel welded joints: A review and experimental study," *Mater. Today Proc.*, vol. 44, pp. 3732-3737, 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2020.11.578.
- [11] Y. Zou and Y. Wan, "Robotic Seam Tracking System Combining Lightweight Segmentation Network Design and ADMM-Based Structured Pruning," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 73, pp. 1-15, 2024, doi: 10.1109/TIM.2024.3381666.
- [12] B. Wei, "Modelling and Control of a Translational Robotic Arm," in *Volume 7A: Dynamics, Vibration, and Control*, American Society of Mechanical Engineers, 2020, doi: 10.1115/IMECE2020-23947.
- [13] J. J. Craig, *Introduction to robotics: mechanics and control*, 3rd ed. Upper Saddle River, N.J: Pearson/Prentice Hall, 2005.
- [14] B. Siciliano, L. Sciavicco, L. Villani, and G. Oriolo, "Robotics," in *Advanced Textbooks in Control and Signal Processing*. Springer, London, 2009, doi: 10.1007/978-1-84628-642-1.
- [15] I. T. Union, *Studio Encoding Parameters of Digital Television for Standard 4:3 and Wide-screen 16:9 Aspect Ratios: Recommendation ITU-R BT.601-6: (Question ITU-R 1/6)*. International Telecommunication Union, 2007.
- [16] J. Lu, A. Yang, X. Chen, X. Xu, R. Lv, and Z. Zhao, "A Seam Tracking Method Based on an Image Segmentation Deep Convolutional Neural Network," *Metals*, vol. 12, no. 8, p.1365, 2022, doi: 10.3390/met12081365.