



DOI:10.22144/ctujos.2026.073

SO SÁNH CHECKERBOARD VÀ CHARUCO TRONG HIỆU CHUẨN MÁY ẢNH CHO ỨNG DỤNG HỆ LASER VISION TRÊN ROBOT HÀN

Trần Hoài Tâm^{1,2}, Ngô Quang Hiếu^{1*}, Nguyễn Hữu Cường¹ và Nguyễn Minh Thu²

¹Trường Bách Khoa, Đại học Cần Thơ, Việt Nam

²Khoa Kỹ thuật Cơ khí, Trường Đại học Kỹ thuật - Công nghệ Cần Thơ, Việt Nam

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): nghieu@ctu.edu.vn

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 08/12/2025

Sửa bài (Revised): 01/03/2026

Duyệt đăng (Accepted): 10/05/2026

Title: Comparing Checkerboard and ChArUco for camera calibration in a robotic welding laser vision setup

Author(s): Tran Hoai Tam^{1,2}, Ngo Quang Hieu^{1*}, Nguyen Huu Cuong¹ and Nguyen Minh Thu²

Affiliation(s): ¹College of Engineering, Can Tho University, Viet Nam;

²Department of Mechanical Engineering, Can Tho University of Technology, Viet Nam

TÓM TẮT

Nghiên cứu này được thực hiện với mục đích so sánh hai mẫu bảng Checkerboard và ChArUco trong bài toán hiệu chuẩn máy ảnh, cho bối cảnh ứng dụng hệ laser vision trên robot hàn công nghiệp, nhằm đánh giá hiệu năng và tiềm năng áp dụng trong các kịch bản tái hiệu chuẩn hướng tới thời gian thực. Một khung đánh giá thống nhất đã được xây dựng dựa trên mô hình máy ảnh lỗ kim với biến dạng Brown–Conrady, sử dụng cùng cấu hình máy ảnh–ống kính, tập tư thế bảng và điều kiện thu ảnh, trong đó có 03 kịch bản nhiễu (chói sáng, bị che khuất). Chỉ số đánh giá gồm: sai số tái chiếu RMS, tốc độ nhận dạng và tỷ lệ nhận dạng thành công. Kết quả cho thấy ma trận nội và hệ số biến dạng ước lượng là tương đương, với RMS đều nhỏ hơn 0,2 px. ChArUco vượt trội về khả năng nhận dạng trong điều kiện môi trường nhiễu, trong khi Checkerboard đạt tốc độ nhận dạng nhanh hơn ($\approx 9,5$ ms/ảnh so với $\approx 19,5$ ms/ảnh) nhưng không nhận dạng được ảnh có nhiễu. Các kết quả cho thấy ChArUco phù hợp hơn cho các kịch bản tái hiệu chuẩn nhanh cần độ bền nhận dạng cao trong môi trường công nghiệp có nhiễu nhiều.

Từ khóa: ChArUco, Checkerboard, hiệu chuẩn, laser vision, máy ảnh

ABSTRACT

This study compares Checkerboard and ChArUco for camera calibration in laser vision systems for industrial welding robots, to evaluate their performance and potential for fast recalibration toward real-time use. A unified evaluation framework was developed based on the pinhole camera model with Brown–Conrady distortion, using the same camera–lens setup, board poses, and image acquisition conditions, including three noisy scenarios (glare and partial occlusion). The evaluation metrics include RMS reprojection error, detection speed, and detection success rate. The results show that the estimated intrinsic matrix and distortion coefficients are equivalent, with RMS errors below 0.2 px for both methods. ChArUco outperforms Checkerboard in detection robustness under noisy conditions, whereas Checkerboard achieves faster detection (≈ 9.5 ms/image versus ≈ 19.5 ms/image) but fails in noisy images. These results indicated that ChArUco is more suitable for fast recalibration scenarios requiring high detection robustness in noisy industrial environments.

Keywords: ChArUco, Checkerboard, calibration, camera, laser vision

1. GIỚI THIỆU

Trong bối cảnh tự động hóa công nghiệp ngày càng phát triển, các hệ thống robot hàn thông minh ngày càng được ứng dụng rộng rãi nhằm nâng cao năng suất, ổn định chất lượng và giảm phụ thuộc vào kỹ năng người vận hành (Wang et al., 2020). Các hệ thống này được tích hợp cảm biến thông minh và các thuật toán trí tuệ nhân tạo để nhận dạng, lập quỹ đạo và giám sát chất lượng mỗi hàn (Cai et al., 2020). Trong đó, hệ laser vision gắn trên robot đóng vai trò trung tâm, cung cấp thông tin hình học chính xác của mỗi hàn cho bộ điều khiển trong nhận dạng đường hàn và trích xuất đặc trưng mỗi hàn (Zou et al., 2018; Muhammad et al., 2018; Yang et al., 2022; Zhang et al., 2023; Nguyen et al., 2024; Pham et al., 2024; Wang et al., 2025).

Độ chính xác hình học của các thông tin đo được từ hệ laser vision phụ thuộc trực tiếp vào hiệu chuẩn máy ảnh để ước lượng các tham số nội và các hệ số biến dạng của thấu kính. Đây là bước hiệu chuẩn đầu tiên bên cạnh hiệu chuẩn hand-eye và hiệu chuẩn laser. Trong thị giác máy và robot công nghiệp, các phương pháp hiệu chuẩn dựa trên mẫu phẳng như bảng hiệu chuẩn Checkerboard đã trở thành chuẩn mực nhờ độ chính xác tốt, chi phí thấp và quy trình thao tác tương đối đơn giản. Phương pháp của Zhang (2000) đề xuất kỹ thuật hiệu chuẩn linh hoạt chỉ cần quan sát một mẫu phẳng ở một số tư thế khác nhau, sau đó giải bài toán nội suy tuyến tính và tối ưu phi tuyến (Levenberg–Marquardt) để ước lượng các tham số nội và hệ số biến dạng, hiện vẫn được sử dụng rộng rãi trong nhiều thư viện và công cụ phần mềm hiệu chuẩn như MATLAB hay OpenCV (Using the Single Camera Calibrator App - MATLAB & Simulink, n.d.; OpenCV: Camera Calibration, n.d.).

Trong nhiều hệ thống thị giác công nghiệp, máy ảnh thường được hiệu chuẩn bằng bảng hiệu chuẩn Checkerboard in trên vật liệu phẳng với các ô đen–trắng có kích thước đã biết, nhờ ưu điểm dễ thiết kế, dễ in, dễ phát hiện các góc nhận dạng và cho độ chính xác cao khi bảng nằm trọn trong vùng quan sát với điều kiện chiếu sáng tốt (Zhang, 2000). Tuy nhiên, khi môi trường làm việc khắc nghiệt như hàn hồ quang với hiện tượng chói sáng mạnh, khói hàn, bề mặt kim loại phản xạ, rung động hoặc bảng bị che khuất một phần, các thuật toán phát hiện góc nhận dạng của Checkerboard có thể thất bại hoặc không ổn định, làm giảm số lượng điểm đặc trưng sử dụng cho hiệu chuẩn và ảnh hưởng đến độ chính xác sau hiệu chuẩn. Điều này đặt ra nhu cầu về các mẫu hiệu chuẩn có độ bền vững nhận dạng cao hơn trong điều

kiện vận hành thực tế. Một hướng tiếp cận điển hình là sử dụng bảng hiệu chuẩn lai ChArUco, kết hợp cấu trúc lưới ô vuông của Checkerboard với các marker ArUco mã hóa ID (Garrido-Jurado et al., 2014). Nhờ vậy, các điểm góc nhận dạng của ChArUco vẫn có thể được suy ra chính xác ngay cả khi bảng chỉ xuất hiện một phần trong ảnh hoặc bị che khuất cục bộ, đồng thời giảm nhầm lẫn trong nhận dạng; ChArUco đã cho thấy độ chính xác cao trong hiệu chuẩn máy ảnh toàn hướng, đa máy ảnh, máy ảnh nhiệt, cũng như trong một số bài toán hiệu chuẩn hand-eye (An et al., 2018; Roshan et al., 2024; Lin et al., 2022).

Trong nhiều nghiên cứu, Checkerboard vẫn được chọn như mẫu hiệu chuẩn mặc định và tập trung chủ yếu vào việc xây dựng mô hình hoặc tối ưu thuật toán. Tuy nhiên, ít có nghiên cứu thiết kế thí nghiệm để so sánh một cách hệ thống Checkerboard và ChArUco riêng cho hệ laser vision trên robot hàn, đồng thời cả yêu cầu độ chính xác hiệu chuẩn và khả năng vận hành thời gian thực đã được xem xét.

Nghiên cứu này tập trung so sánh hai mẫu hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco cho hệ laser vision trên robot hàn, sử dụng mô hình máy ảnh lỗ kim (pinhole), biến dạng Brown–Conrady, cùng bộ tư thế bảng và điều kiện thu ảnh. Các chỉ số đánh giá gồm: sai số tái chiếu RMS, tốc độ nhận dạng, tỷ lệ nhận dạng thành công trong các kịch bản có nhiễu. Những đóng góp chính của bài báo gồm:

(i) Đề xuất một khung đánh giá thống nhất để so sánh hai mẫu hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco cho hệ laser vision.

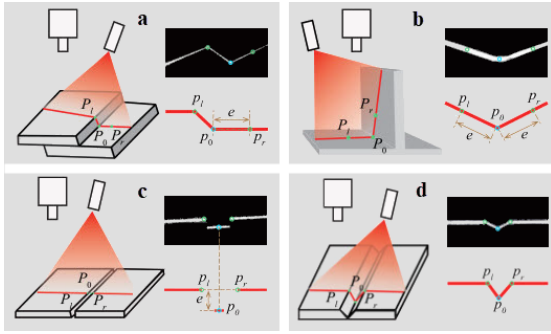
(ii) Cung cấp các kết quả định lượng về độ chính xác (RMS), tốc độ nhận dạng và tỷ lệ nhận dạng trong điều kiện có nhiễu môi trường.

(iii) Gợi ý lựa chọn mẫu hiệu chuẩn phù hợp cho các kịch bản tái hiệu chuẩn nhanh cho hệ laser vision công nghiệp có ràng buộc thời gian thực.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thiết kế hệ laser vision

Hệ laser vision trong nghiên cứu này được xây dựng theo nguyên lý ánh sáng cấu trúc dạng vạch laser gắn trên đầu công cụ của robot hàn. Một nguồn laser dạng vạch chiếu cắt ngang bề mặt mỗi hàn, và máy ảnh công nghiệp ghi nhận ảnh vệt sáng trong vùng làm việc (Hình 1).



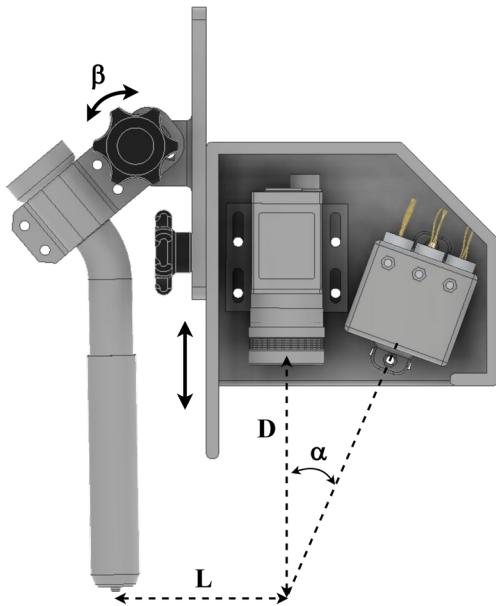
Hình 1. Các loại mối hàn và đặc trưng vạch laser

Ghi chú: a) hàn chồng, b) hàn góc, c) hàn giáp mối, d) hàn giáp mối vát V (Yu et al., 2024).

Trong một hệ laser vision hoàn chỉnh, việc chuyển đổi từ tọa độ 2D ảnh (u, v) sang tọa độ không gian (X, Y, Z) cần đến ba nhóm tham số hiệu chuẩn: tham số nội và biến dạng của máy ảnh, quan hệ hand-eye giữa máy ảnh và robot, và tham số hình học của mặt phẳng laser (Wang et al., 2025). Tuy nhiên, phạm vi của bài báo này chỉ tập trung vào bước đầu tiên là hiệu chuẩn máy ảnh (ma trận nội và hệ số biến dạng), nhằm so sánh hai loại bảng hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco. Các bước hiệu chuẩn hand-eye và laser không được triển khai và đánh giá trong nghiên cứu này.

2.1.1. Cơ khí

Hệ laser vision gắn đồng chuyển động với đầu công cụ (TCP) của robot hàn qua giá đỡ cơ khí có màn che chống bắn tóe (Hình 2).



Hình 2. Thiết kế cơ khí hệ laser vision

Giá đỡ cho phép điều chỉnh ba bậc tự do: trượt tuyến tính đặt khoảng cách làm việc h , khớp quay đặt góc tam giác hóa α giữa trục quang máy ảnh và tia laser, khớp quay đặt góc xoay β để tối ưu vùng quan sát (ROI) và giảm che khuất.

Khoảng lùi L giữa vạch laser và TCP tinh chỉnh trong phạm vi 15 – 30 mm để máy ảnh quan sát được vết laser ở phía trước điểm hàn, đảm bảo vừa đủ thời gian xử lý cho các thuật toán nhận dạng và bám đường. Cơ khí được thiết kế hướng tới độ cứng vững cao, có chốt khóa nhanh để căn chỉnh tại chỗ, phù hợp cho cả giai đoạn thí nghiệm và vận hành trong môi trường hàn công nghiệp.

2.1.2. Quang học

Hệ quang học sử dụng ba nguồn laser vạch đỏ bước sóng $\lambda = 650 \text{ nm}$ chiếu lên bề mặt vật hàn và máy ảnh công nghiệp Basler acA1600-60gm có thông số kỹ thuật chi tiết như Bảng 1.

Bảng 1. Thông số kỹ thuật của hệ laser vision

Thiết bị	Thông số	Giá trị
Máy ảnh	Độ phân giải $h \times v$	1600 x 1200 px
	Cảm biến $W \times H$	7,20 x 5,40 mm
Basler acA1600-60gm	Tốc độ khung hình	60 fps
	Tiêu cự ống kính f	6 mm
Nguồn phát laser (3 vạch)	Điện áp	PoE
	Giao tiếp	Gigabit Ethernet
Nguồn phát laser (3 vạch)	Kích thước	$\varnothing 12 \times 35 \text{ mm}$
	Điện áp	5 VDC
	Công suất	5 mW
	Bước sóng λ	650 nm (màu đỏ)
	Dạng phát	Vạch
	Góc phát	60°

Với khoảng cách làm việc $D \in [100, 200] \text{ mm}$, vùng quan sát theo trục ngang và dọc (mm):

$$FOV_x = D \cdot \frac{W}{f}, \quad FOV_y = D \cdot \frac{H}{f} \quad (1)$$

Độ phân giải không gian tương ứng:

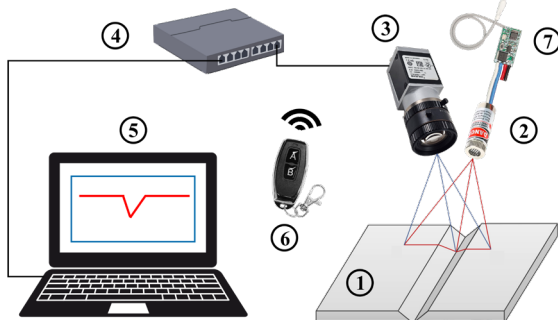
$$\rho_x = \frac{FOV_x}{h}, \quad \rho_y = \frac{FOV_y}{v} \quad (2)$$

Các giá trị $FOV_x \in [120, 240] \text{ mm}$, $FOV_y \in [90, 180] \text{ mm}$ và độ phân giải tương ứng $\rho_x \approx \rho_y \in [75, 150] \mu\text{m}/\text{px}$, cho thấy hệ thống đủ khả năng quan sát chi tiết hình dạng đường hàn trong vùng làm việc, đồng thời phù hợp với kích thước bảng hiệu chuẩn được lựa chọn ở mục 2.2.

Góc tam giác hóa α và góc xoay β được điều chỉnh để cân bằng độ nhạy theo chiều sâu hiện tượng phản xạ gắn trên bề mặt kim loại và nguy cơ che khuất vết laser, đồng thời đảm bảo vạch laser phủ trọn vùng quan sát của máy ảnh. Cấu hình này được giữ cố định trong suốt quá trình thu dữ liệu để đảm bảo các kết quả so sánh hiệu chuẩn giữa Checkerboard và ChArUco là nhất quán.

2.1.3. Điện - điện tử

Máy ảnh công nghiệp sử dụng giao tiếp GigE và được cấp nguồn PoE trực tiếp từ bộ chuyển mạch Ethernet/GigE, đồng thời truyền luồng ảnh thời gian thực về máy tính xử lý như minh họa ở Hình 3. Cụm laser được cấp nguồn thông qua một mạch công suất điều khiển bởi bộ thu RF 433 MHz; bộ phát RF cầm tay cho phép bật/tắt laser từ xa trong giai đoạn căn chỉnh hệ thống và khi vận hành thực tế, giúp giảm thao tác trực tiếp trong vùng hàn và nâng cao an toàn cho người vận hành.



Hình 3. Sơ đồ kết nối hệ laser vision

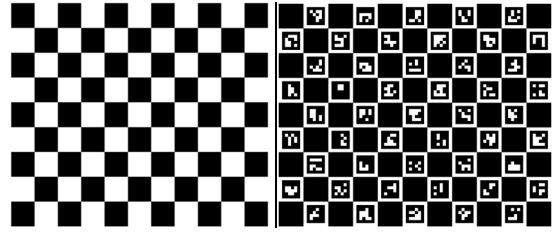
Ghi chú: 1) vật thể hàn, 2) nguồn laser, 3) máy ảnh, 4) bộ chuyển mạch Ethernet/GigE, 5) máy tính, 6-7) bộ phát-thu RF.

2.2. Bảng hiệu chuẩn máy ảnh

Hai bảng hiệu chuẩn dạng Checkerboard (Hình 4a) và ChArUco (Hình 4b) được sử dụng để hiệu chuẩn máy ảnh, nhằm thiết lập điều kiện đối sánh trực tiếp giữa hai loại mẫu, với cùng hình học lưới; các thông số chính được tổng hợp ở Bảng 2. Cả hai bảng được in bằng máy in laser độ phân giải 600 dpi trên giấy bia cứng nền trắng và dán phẳng lên tấm nền cứng, bảo đảm độ tương phản cao và độ chính xác hình học đủ cho các thí nghiệm hiệu chuẩn.

Trên mỗi bảng, các góc trong của lưới ô vuông được sử dụng làm điểm đặc trưng phục vụ hiệu chuẩn. Với bảng Checkerboard, các góc trong được phát hiện trực tiếp bằng thuật toán nhận dạng góc bàn cờ; với bảng ChArUco, các góc trong được nội suy từ các marker ArUco sau khi nhận dạng ID. Tọa độ điểm ảnh của các góc trong trên từng ảnh hiệu

chuẩn chính là dữ liệu đầu vào cho quy trình hiệu chuẩn máy ảnh, phần mô tả chi tiết tập điểm 3D-2D sẽ được trình bày ở mục tiếp theo.



a) Bảng Checkerboard b) Bảng ChArUco

Hình 4. Mẫu bảng hiệu chuẩn

Bảng 2. Thông số bảng hiệu chuẩn

Thông số	Giá trị
Kích thước bảng (rộng x cao)	135 x 165 mm
Tổng số ô vuông (dòng x cột)	108 (9 x 12)
Kích thước ô vuông a	15 mm
Kích thước mã ArUco	12 mm
Tổng số góc nhận dạng ($c \times r$)	88 (8 x 11)

Khác biệt chủ yếu nằm ở mã hóa và cơ chế nhận dạng đặc trưng: Checkerboard sử dụng trực tiếp các góc bàn cờ, trong khi ChArUco kết hợp các mã ArUco có ID để nội suy góc ngay cả khi bảng bị che khuất hoặc chỉ xuất hiện một phần trong vùng quan sát của máy ảnh. Kích thước bảng 135 x 165 mm được lựa chọn phù hợp với vùng quan sát FOV_x, FOV_y của máy ảnh, sao cho bảng luôn nằm trọn trong vùng quan sát và chiếm phần lớn ảnh, bảo đảm mật độ điểm đặc trưng đủ cao. Cấu hình này giúp tách biệt được ảnh hưởng của loại bảng hiệu chuẩn lên độ chính xác hiệu chuẩn, tốc độ và tỷ lệ nhận dạng trong hệ laser vision cho robot hàn, như phân tích ở mục 3.

2.3. Quy trình hiệu chuẩn máy ảnh

2.3.1. Mô hình máy ảnh và biến dạng

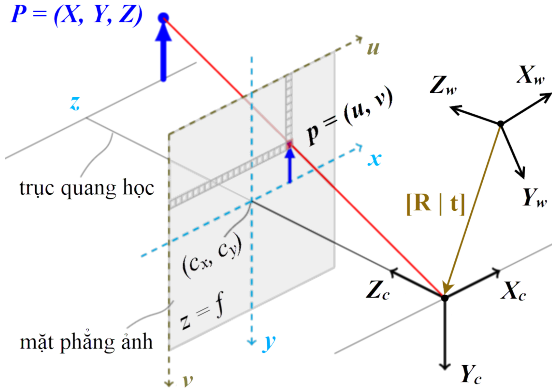
Máy ảnh trong nghiên cứu này được mô hình hóa bằng mô hình lỗ kim kết hợp mô hình biến dạng Brown-Conrady. Một điểm $P = (X, Y, Z)$ trong hệ tọa độ bảng $O_w X_w Y_w Z_w$ được chiếu lên điểm ảnh tương ứng $p = (u, v)$ trên mặt phẳng ảnh (Hình 5) thông qua ma trận nội K và ma trận ngoại $[R|t]$. Mỗi quan hệ chiếu được viết dưới dạng tọa độ đồng nhất (Hartley & Zisserman, 2003):

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K[R|t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Trong đó: s là hệ số tỷ lệ. Ma trận nội có dạng:

$$K = \begin{bmatrix} f_x & \gamma & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Trong đó: f_x, f_y là tiêu cự (pixel) theo hai phương, (c_x, c_y) là tọa độ tâm ảnh, γ là hệ số xiên của trục ảnh (thường $\gamma \approx 0$). Ma trận xoay $R \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ và véc-tơ tịnh tiến $t \in \mathbb{R}^3$ mô tả phép biến đổi từ hệ tọa độ bảng chuẩn sang hệ tọa độ máy ảnh $O_c X_c Y_c Z_c$.



Hình 5. Mô hình máy ảnh lỗ kim
(OpenCV: Camera Calibration, n.d.)

Quy trình chiếu lý tưởng thực hiện theo ba bước:

- Biến đổi tọa độ thực sang tọa độ máy ảnh:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + t \quad (5)$$

- Chuẩn hóa tọa độ:

$$x = \frac{X_c}{Z_c}, \quad y = \frac{Y_c}{Z_c} \quad (6)$$

- Chiếu lên mặt phẳng ảnh:

$$u = f_x x + \gamma y + c_x, \quad v = f_y y + c_y \quad (7)$$

Trong thực tế, ống kính gây ra biến dạng thấu kính làm điểm ảnh lệch khỏi vị trí lý tưởng. Biến dạng xuyên tâm khiến các đường thẳng trong không gian bị cong trên ảnh, trong khi biến dạng tiếp tuyến xuất hiện do ống kính và mặt phẳng cảm biến không hoàn toàn đồng trục, làm một số vùng ảnh bị dịch chuyển. Để hiệu chỉnh các sai lệch này, mô hình biến dạng Brown-Conrady đã được sử dụng với 05 tham số k_1, k_2, k_3 là hệ số biến dạng xuyên tâm và p_1, p_2 là hệ số biến dạng tiếp tuyến (OpenCV: Camera Calibration, n.d.).

Với (x, y) là tọa độ đã được chuẩn hóa và $r^2 = x^2 + y^2$, công thức hiệu chỉnh biến dạng xuyên tâm:

$$\begin{aligned} \hat{x} &= x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ \hat{y} &= y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \end{aligned} \quad (8)$$

Và biến dạng tiếp tuyến:

$$\begin{aligned} x_d &= \hat{x} + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y_d &= \hat{y} + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \end{aligned} \quad (9)$$

Sau khi hiệu chỉnh biến dạng từ (x, y) sang (x_d, y_d) , tọa độ điểm ảnh có biến dạng được xác định bởi:

$$u = f_x x_d + \gamma y_d + c_x, \quad v = f_y y_d + c_y \quad (10)$$

Như vậy, bộ tham số cần hiệu chuẩn là:

$$\theta = \{f_x, f_y, c_x, c_y, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2\} \quad (11)$$

$[R_i | t_i]$ được ước lượng riêng cho từng ảnh hiệu chuẩn. Các tham số hiệu chuẩn θ là đối tượng chính được so sánh giữa hai phương án sử dụng bảng Checkerboard và bảng ChArUco.

2.3.2. Quy trình hiệu chuẩn máy ảnh

Bước 1. Chuẩn bị dữ liệu tập điểm 3D-2D

Trên mỗi bảng, các góc trong của lưới ô vuông được dùng làm điểm đặc trưng. Tập điểm 3D các góc trong (i, j) trên mặt phẳng $Z = 0$ được xác định bởi:

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} i \cdot a \\ j \cdot a \\ 0 \end{bmatrix}, \quad i \in \llbracket 0, c-1 \rrbracket, \quad j \in \llbracket 0, r-1 \rrbracket \quad (12)$$

Trong đó: a là kích thước ô và c, r là số góc trong theo chiều ngang và chiều dọc. Trong thí nghiệm này, $c = 11, r = 8$ tương ứng tổng cộng tối đa 88 điểm hiệu chuẩn mỗi ảnh, trùng với cấu hình ở Bảng 2.

Trên từng ảnh hiệu chuẩn, các góc trong tương ứng được phát hiện (Checkerboard) hoặc nội suy từ các mã ArUco (ChArUco):

$$p_{ij} = (u_{ij}, v_{ij}) \quad (13)$$

Tập dữ liệu hiệu chuẩn là toàn bộ các cặp dữ liệu 3D-2D tương ứng (P_{ij}, p_{ij}) thu được từ nhiều ảnh ở các góc nhìn khác nhau của máy ảnh.

Bước 2. Mô hình chiếu và các tham số ước lượng

Với mỗi ảnh, điểm 3D P_{ij} được biến đổi sang hệ tọa độ máy ảnh bằng ma trận ngoại $[R_i | t_i]$, chuẩn hóa và hiệu chỉnh biến dạng theo hệ số k , rồi chiếu qua ma trận nội K để thu được điểm ảnh dự đoán:

$$P_{ij} \xrightarrow{R_i t_i} (x, y) \xrightarrow{k} (x_d, y_d) \xrightarrow{K} (\hat{u}_{ij}, \hat{v}_{ij}) \quad (14)$$

Bước 3. Tối ưu tham số và đánh giá chất lượng

Bộ tham số (K, k, R_i, t_i) được ước lượng bằng cách tối thiểu hóa sai số tái chiếu giữa điểm ảnh đo được (u_{ij}, v_{ij}) và điểm ảnh dự đoán $(\hat{u}_{ij}, \hat{v}_{ij})$ trên toàn bộ tập điểm. Chỉ số đánh giá sử dụng sai số tái chiếu **RMS** (pixel):

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i,j} [(u_{ij} - \hat{u}_{ij})^2 + (v_{ij} - \hat{v}_{ij})^2]} \quad (15)$$

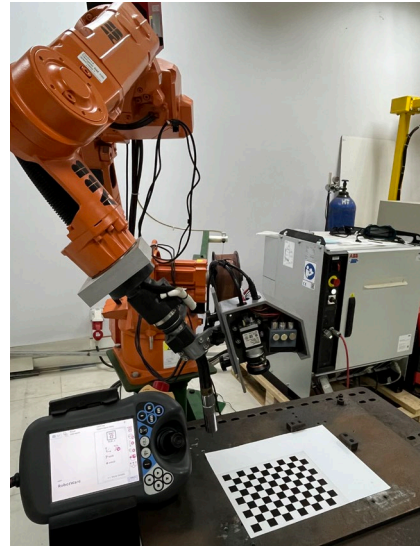
trong đó tổng được lấy trên toàn bộ các góc trong của tất cả ảnh hiệu chuẩn và M là tổng số điểm hiệu chuẩn có mặt trong tập dữ liệu. Giá trị **RMS** càng nhỏ cho thấy bộ tham số (K, k) tái hiện chính xác hơn quá trình tạo ảnh của máy ảnh, qua đó phản ánh chất lượng hiệu chuẩn tốt hơn.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Lắp đặt và thí nghiệm

Hệ laser vision được lắp trên robot hàn IRB 1520ID như mô tả ở mục 2.1, trong đó cụm máy ảnh và laser gắn đồng chuyển động với TCP qua giá đỡ cơ khí có khả năng điều chỉnh khoảng cách làm việc và góc tam giác hóa. Các thí nghiệm hiệu chuẩn được thực hiện trực tiếp trên robot trong vùng làm việc dự kiến của hệ thống, với hai loại bảng hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco đặt tại nhiều tư thế khác nhau để bao phủ vùng quan sát. Hình 6 minh họa bố trí thí nghiệm hiệu chuẩn máy ảnh trên robot hàn ABB IRB 1520ID, trong đó máy ảnh quan sát bảng hiệu chuẩn Checkerboard/ChArUco ở khoảng cách làm việc điển hình.

Bộ dữ liệu dùng cho so sánh gồm 10 ảnh cho mỗi loại bảng hiệu chuẩn, trong đó có 07 ảnh không nhiễu và 03 ảnh nhiễu tương ứng với ba trường hợp cụ thể: a) chói sáng cục bộ một góc bảng, b) che khuất phần lớn diện tích bảng và c) che khuất một vài ô vuông của bảng như minh họa ở Hình 7a–7c.



Hình 6. Hiệu chuẩn máy ảnh trên IRB 1520ID

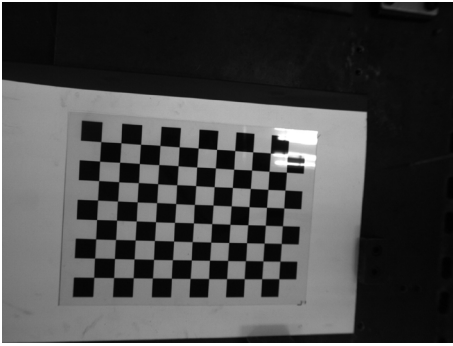
3.2. Kết quả hiệu chuẩn

3.2.1. Ma trận nội và hệ số biến dạng

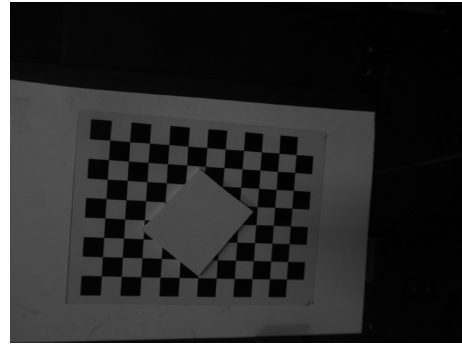
Máy ảnh được hiệu chuẩn hai lần độc lập với hai loại bảng hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco, sử dụng cùng cấu hình quang học và cùng tập tư thế bảng như đã mô tả. Các tham số ước lượng gồm: ma trận nội K , bộ hệ số biến dạng Brown–Conrady $k = (k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$ và sai số tái chiếu **RMS** trên toàn bộ tập điểm hiệu chuẩn của tất cả các ảnh. Bảng 3 tổng hợp so sánh kết quả hiệu chuẩn với 02 loại bảng hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco.

Về ma trận nội, cả 02 phương án cho giá trị tiêu cự xấp xỉ nhau $(f_x, f_y) \approx (1375, 1376) \text{ px}$, tọa độ tâm ảnh lần lượt là $(c_x, c_y) \approx (773, 589) \text{ px}$ và $(778, 588) \text{ px}$ với bảng Checkerboard và ChArUco. Sự sai khác về tiêu cự và tâm ảnh chỉ ở mức vài pixel, tức <1,0% so với giá trị tuyệt đối, cho thấy lựa chọn loại bảng hiệu chuẩn không làm thay đổi đáng kể ma trận nội của máy ảnh.

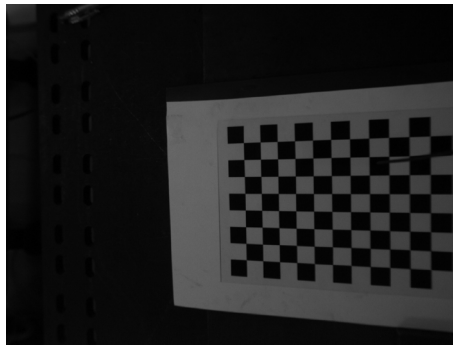
Về biến dạng, cả hai trường hợp đều cho hệ số xuyên tâm bậc nhất âm và bậc hai dương, đặc trưng cho biến dạng thùng ở mức vừa phải, hệ số bậc ba có độ lớn nhỏ hơn hoặc xấp xỉ 0,2. Hai hệ số biến dạng tiếp tuyến có giá trị rất nhỏ, $|p_1|, |p_2|$ ở mức 10^{-3} , cho thấy ống kính hầu như không có sai lệch nghiêng giữa trục quang và mặt phẳng cảm biến. Nhìn chung, đặc trưng biến dạng ước lượng từ hai trường hợp có cùng dấu, cùng bậc độ lớn, phản ánh tính nhất quán của mô hình hiệu chuẩn.



a) Chói sáng một góc bảng



b) Che khuất phần lớn diện tích bảng



c) Che khuất một vài ô của bảng

Hình 7. Các trường hợp nhiễu

Bảng 3. So sánh kết quả hiệu chuẩn

Thông số		Checkerboard	ChArUco
Bước 1:	Tổng ảnh	10	10
Tập dữ	Nhiều	03	03
liệu vào	Nhận dạng	07	10
Bước 2:	f_x (px)	1.374,764	1.376,137
Bộ tham	f_y (px)	1.374,745	1.376,551
số ước	c_x (px)	772,663	778,819
lượng ma	c_y (px)	589,440	588,037
trận nội	k_1	-0,101439	-0,086702
K và hệ	k_2	0,217958	0,149513
số biến	k_3	-0,213859	-0,024331
dạng k	p_1	-0,000038	-0,000225
	p_2	0,000563	0,001723
Bước 3:	RMS	0,1432	0,1807

Như vậy, trong điều kiện nhận dạng thuận lợi, lựa chọn hiệu chuẩn bằng Checkerboard hay ChArUco hầu như không làm thay đổi bộ tham số nội và đặc trưng biến dạng của máy ảnh.

Sai số tái chiếu trên toàn bộ tập điểm hiệu chuẩn đạt $RMS = 0,1432 px$ với Checkerboard và $RMS = 0,1807 px$ với ChArUco. Cả hai giá trị đều nhỏ hơn 0,2 px, nên được xem là đủ tốt ở mức hiệu

chuẩn ảnh 2D trong phạm vi thí nghiệm. Sự chênh lệch khoảng 0,04 px giữa hai phương án nằm trong giới hạn nhiễu đo và không làm thay đổi đáng kể chất lượng hiệu chuẩn máy ảnh.

3.2.2. Tốc độ và độ tin cậy nhận dạng

Khả năng nhận dạng và thời gian xử lý được đánh giá trên cùng tập 10 ảnh cho mỗi bảng (07 ảnh hoàn toàn không nhiễu, 03 ảnh nhiễu chói sáng hoặc che khuất như Hình 7). Bảng 4 thể hiện số góc nhận dạng được và thời gian xử lý cho từng ảnh. Kết quả:

- Với Checkerboard, hệ thống nhận dạng không thành công với 03 ảnh có nhiễu. Trong đó, 616 góc đã được trích xuất trên tổng số 07/10 ảnh nhận dạng được.

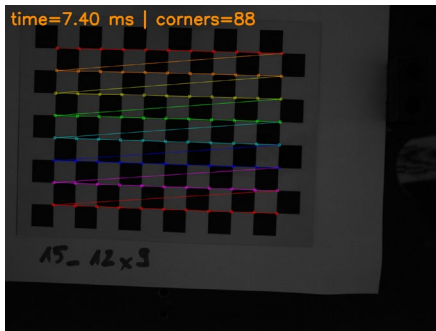
- Với ChArUco, hệ thống nhận dạng thành công cả 10/10 ảnh, kể cả 03 ảnh có chói sáng hoặc che khuất, với số góc từ 51 đến 88 điểm/ảnh. Tổng cộng có 835 góc đã được trích xuất trên toàn bộ 10 ảnh nhận dạng được, cao hơn đáng kể so với Checkerboard.

Xét về tốc độ, thời gian xử lý trung bình của Checkerboard $\approx 9,5$ ms/ảnh (tổng 66,364 ms cho 07 ảnh nhận dạng được), trong khi ChArUco đạt $\approx 19,5$ ms/ảnh (tổng 194,652 ms cho 10 ảnh). Như vậy,

ChArUco chậm hơn khoảng 2 lần về thời gian xử lý so với Checkerboard, đôi lại mang lại số lượng điểm đặc trưng lớn hơn và không bị mất ảnh trong các trường hợp nhiễu.

Bảng 4. Kết quả nhận dạng và tốc độ xử lý (ms)

TT	Checkerboard		ChArUco	
	Số góc	Tốc độ	Số góc	Tốc độ
1	0	N/A	84	17,587
2	0	N/A	51	13,581
3	0	N/A	84	15,126
4	88	9,028	88	23,275
5	88	7,398	88	17,616
6	88	10,105	88	31,667
7	88	9,722	88	18,171
8	88	10,757	88	20,507
9	88	9,993	88	19,800
10	88	9,361	88	17,322
Tổng	616	66,364	835	194,652



a) Checkerboard

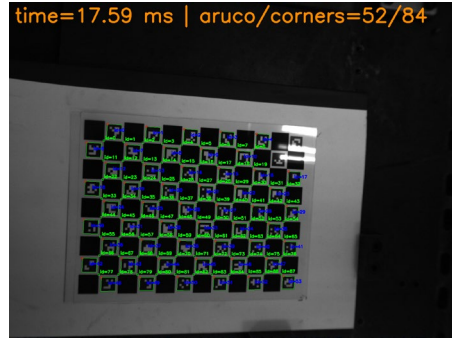


b) ChArUco

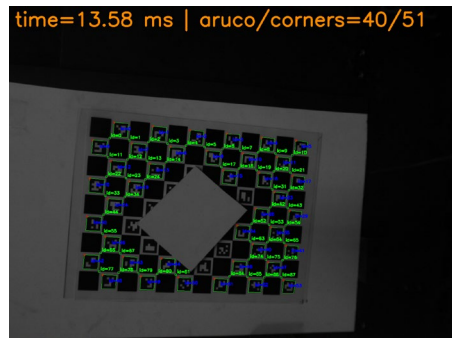
Hình 8. Kết quả nhận dạng hai bảng hiệu chuẩn

Hình 8 minh họa kết quả nhận dạng hai bảng trong điều kiện không có nhiễu, cả Checkerboard và ChArUco đều phát hiện đầy đủ các góc trong, với phân bố đều trên toàn bộ vùng làm việc. Tuy nhiên, ở các kịch bản nhiễu như Hình 9, Checkerboard không còn phát hiện được góc khi một vùng bảng bị

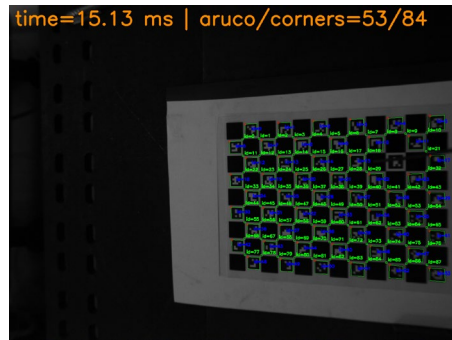
chói sáng hoặc che khuất, trong khi ChArUco vẫn nhận dạng được các mã ArUco còn lại và nội suy được tập góc tương ứng. Đây là khác biệt quan trọng giữa hai mẫu bảng hiệu chuẩn máy ảnh hệ laser vision trong môi trường công nghiệp.



a) Chói sáng một góc bảng



b) Che khuất phần lớn diện tích bảng



c) Che khuất một ô của bảng

Hình 9. Nhận dạng ChArUco trường hợp nhiễu

3.3. Thảo luận

Kết quả hiệu chuẩn hai loại bảng Checkerboard và ChArUco cho thấy bộ tham số nội và biến dạng về cơ bản là tương đương, với sai số tái chiếu **RMS** đều nhỏ hơn 0,2 px. Điều này cho thấy lựa chọn mẫu bảng hiệu chuẩn không ảnh hưởng đáng kể đến độ chính xác của bộ tham số nội khi điều kiện nhận dạng thuận lợi và số lượng góc trong đủ lớn.

Sự khác biệt chủ yếu xuất hiện ở khả năng nhận dạng trong điều kiện nhiễu và tốc độ nhận dạng. Trên cùng bộ dữ liệu, Checkerboard cho tốc độ xử lý nhanh hơn ($\approx 9,5$ ms/ảnh so với $\approx 19,5$ ms/ảnh của ChArUco), nhưng không nhận dạng được cả 03 ảnh có chói sáng hoặc che khuất, kể cả ảnh chỉ nhiễu cục bộ trong phạm vi 1 ô vuông 15 mm. Ngược lại, ChArUco vẫn nhận dạng thành công 10/10 ảnh, duy trì được số lượng góc trong đủ lớn ngay cả khi bảng chỉ xuất hiện một phần trong vùng quan sát hoặc bị che khuất cục bộ. Nhờ cơ chế mã hóa ID của marker ArUco và nội suy góc ChArUco, hệ thống vẫn thu được tập điểm đặc trưng phục vụ hiệu chuẩn trong các tình huống mà Checkerboard thất bại. Tuy thời gian nhận dạng của ChArUco cao hơn Checkerboard khoảng hai lần, với thời gian nhận dạng trung bình ≈ 19 ms cho mỗi ảnh, thuật toán vẫn đủ nhẹ để tích hợp vào quá trình hiệu chuẩn thời gian thực hệ laser vision gắn trên robot hàn công nghiệp.

Từ góc nhìn hiệu chuẩn thời gian thực, đặc điểm này có ý nghĩa quan trọng đối với hiệu chuẩn máy ảnh nói riêng và hiệu chuẩn hệ laser vision nói chung. Trong thí nghiệm hiện tại, các ảnh hiệu chuẩn được chụp ở trạng thái tĩnh: robot dừng tại từng tư thế, bảng hiệu chuẩn nằm hoàn toàn trong vùng quan sát của máy ảnh và điều kiện chiếu sáng được kiểm soát. Trong vận hành thực tế, robot di chuyển liên tục, bảng có thể chỉ xuất hiện một phần trong vùng quan sát, thậm chí bị che khuất cục bộ bởi mô hàn, kẹp phôi hoặc chói sáng. Hơn nữa, mỗi khi thay đổi cấu hình cơ khí hoặc phần cứng của hệ laser vision thay đổi (điều chỉnh vị trí hoặc hướng lắp máy ảnh, thay đổi góc, chiều cao nguồn phát laser, thay đổi đồ gá hoặc đầu công cụ, thay máy ảnh, thay ống kính, thêm/bớt bộ lọc quang hay thay nguồn laser) thì các bước hiệu chuẩn máy ảnh, hand-eye và mặt phẳng laser cần được tái hiệu chuẩn. Điều này đòi hỏi một quy trình hiệu chuẩn lặp lại đơn giản, nhanh và đủ bền vững để vận hành trực tiếp trong môi trường công nghiệp, thay vì chỉ thực hiện trong môi trường phòng thí nghiệm được kiểm soát. Với yêu cầu đó, Checkerboard khó bảo đảm nhận dạng ổn định vì yêu cầu bảng nằm trọn trong FOV, không bị chói sáng và phải nhận dạng đầy đủ các góc; ngược lại, ChArUco có thể trích xuất góc từ các mã ArUco được phát hiện, nên có

thể cung cấp các cặp điểm 3D–2D để cập nhật nhanh tham số máy ảnh, giúp việc hiệu chuẩn trong điều kiện thực tế trở nên khả thi hơn.

Nghiên cứu này còn hạn chế khi bộ dữ liệu so sánh còn nhỏ (10 ảnh cho mỗi loại bảng, trong đó chỉ có 3 ảnh nhiễu) và các kịch bản nhiễu bao gồm chói sáng, che khuất đơn giản, chưa bao quát đầy đủ điều kiện khắc nghiệt trong môi trường công nghiệp. Việc đánh giá kết quả hiệu chuẩn hiện tại cũng chỉ tập trung vào bước hiệu chuẩn máy ảnh, tính thời gian nhận dạng offline trên máy tính điều khiển với ảnh tĩnh khi robot dừng, chưa lượng hóa trực tiếp sai số chuyển đổi tọa độ 3D trong hệ tọa độ thực từ tọa độ ảnh, chưa kiểm chứng trên nền tảng nhúng và thực hiện quy trình hiệu chuẩn đầy đủ.

Do đó, kết quả nghiên cứu hiện tại có thể xem là cơ sở ban đầu cho thấy ChArUco có tiềm năng ưu thế hơn Checkerboard về độ bền nhận dạng trong các kịch bản tái hiệu chuẩn nhanh hướng tới thời gian thực trong môi trường công nghiệp có nhiễu. Ở giai đoạn tiếp theo, nghiên cứu sẽ mở rộng theo hướng hiệu chuẩn online, kết hợp tối ưu đồng thời tham số máy ảnh, hand-eye và mặt phẳng laser trong quá trình robot chuyển động, sử dụng bộ dữ liệu động và điều kiện vận hành thực tế.

4. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, một khung đánh giá thống nhất đã được xây dựng để so sánh hai mẫu hiệu chuẩn Checkerboard và ChArUco trong bài toán hiệu chuẩn máy ảnh với ứng dụng hệ laser vision trên robot hàn công nghiệp. Kết quả hiệu chuẩn của hai mẫu bảng cho thấy bộ tham số nội và biến dạng là tương đương, với sai số tái chiếu RMS đều nhỏ hơn 0,2 px khi điều kiện nhận dạng thuận lợi. Khác biệt chủ yếu nằm ở độ bền nhận dạng và thời gian xử lý: Checkerboard có tốc độ xử lý nhanh hơn ($\approx 9,5$ ms/ảnh), trong khi ChArUco chậm hơn ($\approx 19,5$ ms/ảnh) nhưng duy trì tỷ lệ nhận dạng thành công 10/10 ảnh, kể cả trong các trường hợp chói sáng hoặc che khuất cục bộ. Trong phạm vi thí nghiệm hiện tại, kết quả này cho thấy ChArUco là phương án đáng ưu tiên hơn khi cần bảo đảm độ ổn định nhận dạng trong các kịch bản tái hiệu chuẩn nhanh hướng tới thời gian thực.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- An, G. H., Lee, S., Seo, M.-W., Yun, K., Cheong, W.-S., & Kang, S.-J. (2018). Charuco Board-Based Omnidirectional Camera Calibration Method. *Electronics*, 7(12), 421. <https://doi.org/10.3390/electronics7120421>
- Cai, W., Wang, J., Jiang, P., Cao, L., Mi, G., & Zhou, Q. (2020). Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring: A critical review of recent literature. *Journal of Manufacturing Systems*, 57, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.07.021>
- Garrido-Jurado, S., Muñoz-Salinas, R., Madrid-Cuevas, F. J., & Marín-Jiménez, M. J. (2014). Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion. *Pattern Recognition*, 47(6), 2280–2292. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.01.005>
- Hartley, R., & Zisserman, A. (2003). *Multiple view geometry in computer vision* (2nd ed). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511811685>
- Lin, W., Liang, P., Luo, G., Zhao, Z., & Zhang, C. (2022). Research of Online Hand-Eye Calibration Method Based on ChArUco Board. *Sensors*, 22(10), 3805. <https://doi.org/10.3390/s22103805>
- Muhammad, J., Altun, H., & Abo-Serie, E. (2018). A robust butt welding seam finding technique for intelligent robotic welding system using active laser vision. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94(1–4), 13–29. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9481-8>
- Nguyen, Q.-C., Hua, H. Q. B., & Pham, P.-T. (2024). Development of a vision system integrated with industrial robots for online weld seam tracking. *Journal of Manufacturing Processes*, 119, 414–424. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.03.090>
- OpenCV: Camera Calibration. (n.d.). Retrieved September 25, 2025, from https://docs.opencv.org/4.x/dc/dbb/tutorial_py_calibration.html
- Pham, D.-A., Bui, D.-Q., Le, T.-D., Tran, D.-H., & Nguyen, T.-H. (2024). Automatic welding seam tracking and real-world coordinates identification with machine learning method. *Results in Engineering*, 23, 102565. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102565>
- Roshan, M. C., Isaksson, M., & Pranata, A. (2024). A geometric calibration method for thermal cameras using a ChArUco board. *Infrared Physics & Technology*, 138, 105219. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2024.105219>
- Using the Single Camera Calibrator App—MATLAB & Simulink. (n.d.). Retrieved November 4, 2025, from <https://www.mathworks.com/help/vision/ug/using-the-single-camera-calibrator-app.html>
- Wang, B., Hu, S. J., Sun, L., & Freiheit, T. (2020). Intelligent welding system technologies: State-of-the-art review and perspectives. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 373–391. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.020>
- Wang, T., Meng, K., Cui, L., & Li, X. (2025). Weld tracking technology for all-position welding of pipes based on laser vision. *Optics and Lasers in Engineering*, 188, 108912. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2025.108912>
- Yang, L., Fan, J., Huo, B., Li, E., & Liu, Y. (2022). Image Denoising of Seam Images With Deep Learning for Laser Vision Seam Tracking. *IEEE Sensors Journal*, 22(6), 6098–6107. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3147489>
- Yu, S., Guan, Y., Hu, J., Hong, J., Zhu, H., & Zhang, T. (2024). Unified seam tracking algorithm via three-point weld representation for autonomous robotic welding. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 128, 107535. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107535>
- Zhang, G., Huang, J., Wu, Y., Yang, G., Di, S., Yuan, H., Cao, X., & Shin, K. (2023). A Novel 3D Complex Welding Seam Tracking Method in Symmetrical Robotic MAG Welding Process Using a Laser Vision Sensing. *Symmetry*, 15(5), 1093. <https://doi.org/10.3390/sym15051093>
- Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11), 1330–1334. <https://doi.org/10.1109/34.888718>
- Zou, Y., Chen, X., Gong, G., & Li, J. (2018). A seam tracking system based on a laser vision sensor. *Measurement*, 127, 489–500. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.06.020>