

A METHOD TRACKING MOBILE ROBOT INDOOR ENVIRONMENT USING CEILING CAMERA USING YOLOv9

Luu Trong Hieu*, Nguyen Tan Dung

College of Engineering - Can Tho University

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	11/9/2024	This study presents a method for determining the position of a mobile robot within an indoor environment using a ceiling-mounted camera and the YOLOv9 deep learning network. Conventional solutions often involve attaching a QR code tag to the robot; however, such tags are usually small, prone to noise, and affected by lighting conditions. Therefore, we propose the YOLOv9 deep learning network to track the random movement of the robot. Additionally, the robot's state while navigating through a maze is represented using optical flow methods. We also conduct transforming coordinates from the camera coordinate system to the Cartesian coordinate system to detect the current position of the mobile robot. The results indicate that the proposed solution can effectively record the entire trajectory of the robot within the maze. At an instantaneous point, the optical flow method also demonstrates the robot's state during straight movement, rotation, and proximity to obstacles. These results provide a foundation for addressing advanced problems in mobile robotics, such as trajectory planning and tracking in indoor environments.
Revised:	29/10/2024	
Published:	30/10/2024	
KEYWORDS		
Mobile robot		
YOLOv9		
Detection and tracking		
Casterian coordinate system		
Optical flow		

GIẢI PHÁP THEO DÕI ROBOT DI ĐỘNG HOẠT ĐỘNG TRONG NHÀ BẰNG CAMERA TRẦN SỬ DỤNG MẠNG HỌC SÂU YOLOv9

Luu Trọng Hiếu*, Nguyễn Tấn Dũng

Trường Bách khoa - Trường Đại học Cần Thơ

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	11/9/2024	Nghiên cứu này trình bày một giải pháp xác định vị trí của robot di động trong môi trường trong nhà bằng một máy ảnh trần sử dụng mạng học sâu YOLOv9. Những giải pháp cổ điển, robot di động được gắn một thẻ qr-code, tuy nhiên thẻ thường có kích thước nhỏ, dễ bị nhiễu và bị ảnh hưởng bởi độ sáng. Vì vậy, nhóm nghiên cứu đề xuất giải pháp sử dụng một mạng học sâu YOLOv9 để theo dõi quá trình di chuyển ngẫu nhiên của robot. Thêm vào đó, trạng thái của robot khi di chuyển trong mê cung được biểu diễn bằng phương pháp dòng quang học. Nhóm cũng đề xuất một giải pháp biến đổi hệ tọa độ từ hệ tọa độ máy ảnh sang hệ tọa độ Descartes để có thể xác định được vị trí hiện tại của robot di động. Kết quả cho thấy giải pháp đề xuất có thể ghi lại toàn bộ quỹ đạo di chuyển của robot trong mê cung. Trong thời điểm tức thời, phương pháp dòng quang học cũng cho thấy được trạng thái của robot khi chuyển động thẳng, xoay và gần chướng ngại vật. Kết quả này là tiền đề để giải quyết các toán nâng cao trong robot di động như lập và theo dõi quỹ đạo trong môi trường trong nhà.
Ngày hoàn thiện:	29/10/2024	
Ngày đăng:	30/10/2024	
TỪ KHÓA		
Robot di động		
Mạng học sâu YOLOv9		
Phát hiện và theo dõi đối tượng		
Hệ tọa độ Casterian		
Dòng quang học		

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.11101>

* Corresponding author. Email: luutronghieu@ctu.edu.vn

1. Giới thiệu

Robot di động đã được nghiên cứu và ngày càng được ứng dụng nhiều hơn trong các lĩnh vực thực tế: sản xuất công nghiệp, dịch vụ y tế, nhiệm vụ quân sự, hoạt động nhà ở, thám hiểm hành tinh, giải trí,... Trong kỹ thuật điều khiển robot di động, vấn đề điều hướng là một trong những hoạt động quan trọng nhất. Có thể chia thành ba vấn đề cơ bản: lập và theo dõi quỹ đạo, theo dõi đường đi và ổn định điểm. Trong vấn đề theo dõi đường đi, các nghiên cứu đề cập đến việc trích xuất, phát hiện, nhận dạng và theo dõi robot di động từ môi trường của nó để có được các thông số chuyển động như vị trí, quỹ đạo, vận tốc và gia tốc của robot di động.

Có nhiều giải pháp để định vị robot trong điều kiện trong nhà, nổi bật nhất gồm hai giải pháp: sử dụng hệ cảm biến và sử dụng máy ảnh số. Trong giải pháp sử dụng hệ cảm biến, Banu [1] trình bày giải pháp định vị robot bằng mạng học sâu sử dụng tín hiệu từ cảm biến laser. Mặc dù phương pháp cho kết quả định vị tốt, việc tích hợp cảm biến laser lên robot thường không phù hợp khi có tương tác với con người. Khan và các đồng nghiệp [2] sử dụng một hệ cảm biến gắn trên robot di động để định vị vị trí trong nhà kín, tuy nhiên sử dụng nhiều thiết bị trong một không gian lớn có thể gây lãng phí tài nguyên. Bên cạnh đó, Liping [3] cũng đề xuất một giải pháp định vị robot bằng hệ cảm biến không dây, tuy nhiên giải pháp này không cho biết trạng thái đang chuyển động của robot trong thời điểm ngẫu nhiên. Các nghiên cứu [4] – [6] đề xuất giải pháp định vị robot di động dựa trên công nghệ nhận dạng tần số vô tuyến (radio frequency identification (RFID)). Trong phương pháp này, một số thẻ RFID được gắn trên sàn để cung cấp thông tin tham chiếu vị trí và chúng được phát hiện và nhận dạng bởi đầu đọc RFID gắn trên robot. Độ chính xác và độ bền của các phương pháp này phụ thuộc vào khoảng cách giữa các thẻ và khoảng cách giữa các thẻ và đầu đọc. Để tăng độ chính xác định vị, số lượng thẻ RFID trên một đơn vị diện tích phải được tăng lên. Do đó, kỹ thuật này có thể không mang lại giải pháp kinh tế và dễ mở rộng quy mô do số lượng thẻ cần thiết ngày càng tăng và chi phí triển khai liên quan. Trong giải pháp sử dụng hệ máy ảnh, nghiên cứu [7] đề xuất giải pháp định vị robot bằng thẻ mã QR để định vị vị trí của robot di động trong môi trường trong nhà. Mặc dù giải pháp này có thể định vị được vị trí, tích hợp thêm một điện thoại thông minh để định vị góc robot trong mê cung là một giải pháp tương đối tốn kém về kinh tế. Những nghiên cứu gần đây về theo dõi robot di động sử dụng máy ảnh trần được các nhóm [8] – [10] giới thiệu, đặc điểm chung của những nghiên cứu này chú trọng đến việc dự đoán chuyển động và tối ưu hóa quỹ đạo di chuyển của robot trong không gian kín. Trong nước, giải pháp định vị robot di động bằng phương trình động lực học được trình bày bởi [11], tuy nhiên nghiên cứu này chỉ mới mô phỏng và phân cứng đang được tiến hành để so sánh với kết quả trước đó.

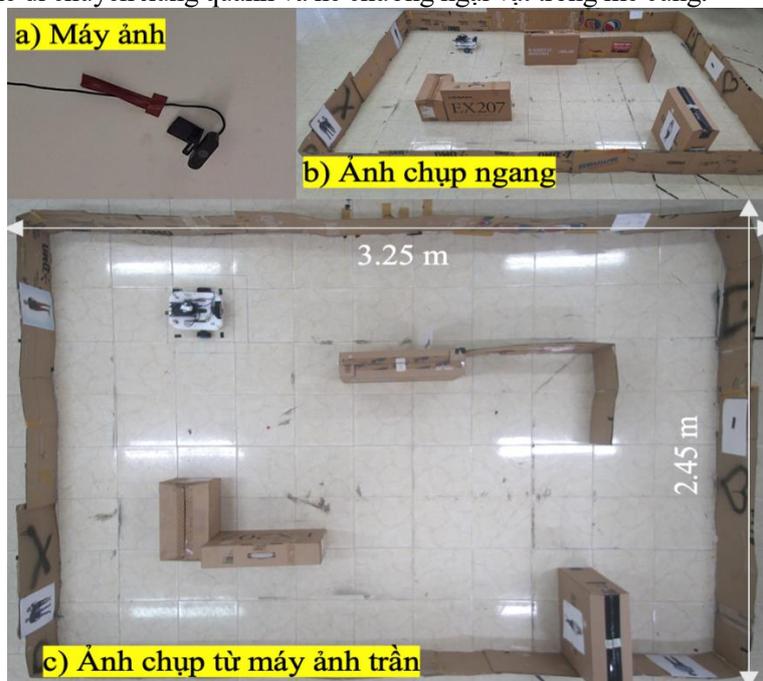
Nghiên cứu này trình bày một giải pháp sử dụng YOLOv9 để theo dõi robot di động chuyển động trong một mê cung nhân tạo. Robot vừa di chuyển vừa tránh né các chướng ngại vật xuất hiện trên quỹ đạo đi của mình. Máy ảnh số theo dõi, lưu vị trí và xác định vận tốc của robot trong thời gian thực. Để xác định trạng thái robot trong thời gian ngẫu nhiên, giải pháp dòng quang học (optical flow) được nhóm sử dụng để đánh giá hướng cũng như vận tốc của robot. Nhóm nghiên cứu cũng biến đổi hệ tọa độ ảnh sang hệ tọa độ Descartes để bản địa hóa cụ thể vị trí của robot. Kết quả cho thấy giải pháp YOLOv9 có thể xác định được chính xác vị trí của robot. Giải pháp dòng quang học cũng miêu tả được trạng thái chuyển động của robot trong các điều kiện khác nhau khi gặp chướng ngại vật. Kết quả cho thấy hiệu quả tốt của các phương pháp đề xuất.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Bố trí thí nghiệm và đối tượng thí nghiệm

Thí nghiệm được bố trí trong nghiên cứu này bao gồm một máy ảnh thương mại được bố trí trên trần nhà, một mê cung nhân tạo và một robot di động (hình 1). Chi tiết hơn, máy ảnh thương mại (có tiêu cự $f = 3.6mm$) được gắn lên trần (hình 1a) ở độ cao $3.25m$ so với nền nhà. Máy ảnh được bố trí cho chiều thẳng đứng vuông góc với mặt phẳng thí nghiệm (hình 1a) (góc nadir bằng không, hay

khoảng cách giữa tâm của máy ảnh và tâm mặt phẳng thí nghiệm là ngắn nhất), được cấu hình với chế độ chụp tự động, ảnh thu được có độ phân giải 1920 x 1080 với thời gian lấy mẫu là 30 khung hình/giây, và được điều khiển thu thập dữ liệu từ một máy tính riêng. Mê cung nhân tạo được xây dựng với kích thước 3.25 × 2.45 m (hình 1b, 1c). Robot di động có kích thước 0.25 × 0.2 m, được lập trình để có thể di chuyển xung quanh và né chướng ngại vật trong mê cung.



Hình 1. Vùng bố trí thí nghiệm của máy ảnh trần

2.2. Hiệu chỉnh máy ảnh số

Trong nghiên cứu này, nhóm sử dụng một máy ảnh số thương mại, vì vậy hiệu chỉnh ảnh số (camera calibration) là cần thiết để hiệu chỉnh các thông số của ống kính (lens distortion). Các tham số máy ảnh bao gồm các thông số nội (intrinsic parameter), thông số ngoại “extrinsic parameter” dùng để miêu tả mối quan hệ giữa tọa độ Descartes 3D với tọa độ 2D trên khung ảnh. Có nhiều phương pháp để hiệu chỉnh máy ảnh số, nhưng trong nghiên cứu này, nhóm sử dụng phương pháp do Zhang [12] đề xuất. Theo đó, mối quan hệ giữa tọa độ Descartes 3D và tọa độ ảnh chiếu 2D được thể hiện qua phương trình sau:

$$s \cdot m = A[R \ t]M \quad (1)$$

Với:

- m là hệ tọa độ của điểm tham chiếu trên ảnh (pixel),
- s là phần tử tỉ lệ,

$$\bullet A = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

là ma trận quay thể hiện mối quan hệ giữa tọa độ thật và các thông số nội của máy ảnh số,

- $[R \ t]$ là ma trận quay của thông số ngoại (extrinsic parameters),
- (c_x, c_y) là điểm trung tâm của khung ảnh,
- (f_x, f_y) là tiêu cự (pixel).

Trong nghiên cứu này, nhóm sử dụng phương pháp bàn cờ để hiệu chỉnh thông số máy ảnh. Nhóm nghiên cứu sử dụng một bàn cờ có kích thước 8x8 ô với diện tích 20x20 mm mỗi ô để hiệu chỉnh thông số. Bàn cờ được bố trí ở những vị trí khác nhau với các độ nghiêng ngẫu nhiên khác

nhau (hình 2a). Kết quả của thuật toán hiệu chỉnh cho thấy có sự thay đổi độ cong của khung hình tại vị trí phía trên và dưới (như hình 2b, 2c).



Hình 2. Hiệu chỉnh thông số máy ảnh số bằng phương pháp bàn cờ

2.3. Giải pháp theo dõi robot di động bằng YOLOv9

Hiện nay, có nhiều kỹ thuật và mô hình toán theo dõi và phân loại đối tượng, tùy vào từng ứng dụng cụ thể mà các nhóm nghiên cứu có thể chọn những giải pháp phù hợp. Trong nghiên cứu này, nhóm nhấn mạnh tới kỹ thuật theo dõi theo thời gian thật, mà thuật toán YOLO ưu thế về giải pháp này. Được giới thiệu vào tháng 3/2024, [13] YOLOv9 giới thiệu hai kỹ thuật mới: thông tin gradient có thể lập trình (Programmable Gradient Information (PGI)) và Mạng tổng hợp lớp hiệu quả tổng quát (Generalized Efficient Layer Aggregation Network (GELAN)). PGI cải thiện việc cập nhật mạng để nhận dạng đối tượng chính xác hơn, trong khi GELAN tối ưu hóa kiến trúc mạng để tăng độ chính xác và tốc độ. Hai nâng cấp này cho phép xử lý và học hiệu quả từ các mẫu dữ liệu phức tạp, duy trì độ chính xác và tốc độ cao trong nhiều môi trường điện toán khác nhau. Chỉ số hiệu suất: YOLOv9 giảm 49% số lượng tham số và giảm độ phức tạp tính toán xuống 43% so với YOLOv8, đồng thời đạt được mức tăng 0,6% trong Độ chính xác trung bình (AP) trên tập dữ liệu MS COCO. Điều này làm cho YOLOv9 nhanh hơn và chính xác hơn so với các phiên bản trước.

Trong nghiên cứu này, nhóm chỉ chú trọng đến theo dõi robot di động trong môi trường mê cung nhân tạo kín nên số lượng ảnh để huấn luyện và kiểm tra vừa phải (như bảng 1).

Bảng 1. Tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra

Tên tập dữ liệu	Ảnh huấn luyện	Ảnh kiểm tra
Robot di động	150	20
Môi trường ngoài	150	20

2.4. Miêu tả vận tốc robot di động bằng phương pháp dòng chảy quang học

Dòng chảy quang học là một phương pháp miêu tả sự chuyển động của vật thể trong khung ảnh khi đối tượng hoặc người quan sát chuyển động. Có nhiều phương pháp khác nhau để tính vận tốc, trong nghiên cứu này, nhóm sử dụng giải pháp Lucas-Kanade [14] để miêu tả trạng thái chuyển động của robot di động trong mê cung. Về cơ bản, cách tính vận tốc giữa 2 ảnh được trình bày như sau:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (2)$$

$$\bar{v} = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (3)$$

Với I_x, I_y, v và I_t là các vi phân độ sáng theo không gian và thời gian của từng khung ảnh.

- u : vận tốc theo trục ngang của khung ảnh,
- v : vận tốc theo trục dọc của khung ảnh,
- \bar{v} : vận tốc theo 2 trục của khung ảnh.

2.5. Phương pháp biến đổi hệ tọa độ (pixel qua mét)

Để xác định vị trí của robot trong tọa độ Descartes, nhóm nghiên cứu đã biến đổi hệ tọa độ từ máy ảnh số (pixel) sang tọa độ Descartes (mét). Một vùng quan sát có diện tích $0,3 \times 0,3 \text{ m}$ ngay tâm được xác định trên khung ảnh. Kết quả cho thấy mẫu kích thước (ground distance sample) là $0,005 \text{ m/pixel}$. Khi xem xét vùng bên ngoài khu vực trung tâm, kết quả cho thấy sai số trong quá trình chuyển đổi từ tọa độ pixel sang tọa độ Descartes là không đáng kể so với giá trị $0,005 \text{ m/pixel}$. Điều này cho phép ứng dụng phương pháp chuyển đổi tọa độ này vào việc điều khiển robot di động mà không cần điều chỉnh nhiều cho các vị trí ngoài tâm ảnh, đảm bảo tính chính xác và ổn định khi thực hiện các phép biến đổi hệ tọa độ tiếp theo.

Từ đó, phương trình biến đổi hệ tọa độ hiện tại của robot từ tọa độ máy ảnh sang tọa độ được thể hiện như sau:

$$cx_m = \left(-\frac{map(x)}{2} + cx \right) * gsd(x) \quad (4)$$

$$cy_m = \left(\frac{map(y)}{2} - cy \right) * gsd(y) \quad (5)$$

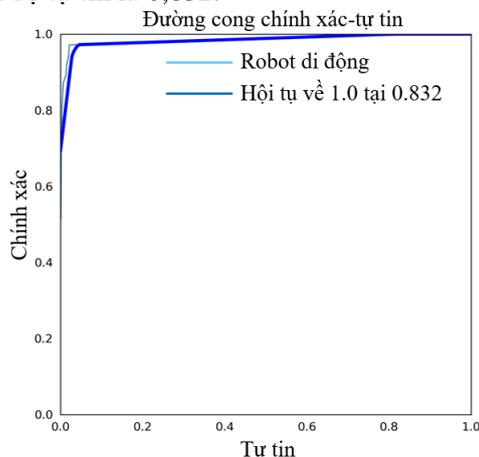
Với:

- cx_m và cy_m là tọa độ tâm xe trong hệ Descartes (mét),
- cx và cy là tọa độ tâm của khung xe trong hệ ảnh (pixel),
- $map(x)$ và $map(y)$ là độ dài của toàn bộ mê cung (pixel).
- $gsd(x)$ và $gsd(y)$ là giá trị mẫu kích thước (ground distance sample (m/pixel)).

3. Kết quả

3.1. Hiệu suất huấn luyện của mạng học sâu YOLOv9

Nhóm nghiên cứu đã huấn luyện mô hình ở 100 epoch với tỉ lệ huấn luyện là 0,01. Dựa trên mô hình đường cong tự tin-chính xác (precision-confidence curve) (Hình 3), mô hình hội tụ về 1 với độ tự tin là 0,832.



Hình 3. Mô hình tự tin-chính xác

Thực tế	Robot di động	20	0
	Khung nền	20	0
		Robot di động	Khung nền
		Dự đoán	

Hình 4. Ma trận nhầm lẫn

Sau khi kết thúc huấn luyện, nhóm nghiên cứu tính toán các hệ số chính xác, dự đoán, gọi lại và F1_điểm (accuracy, precision, recall and F1_score) như phương trình từ (1) – (4) từ ma trận nhầm lẫn (confusion matrix):

$$\text{chính xác} = \frac{TP_{robot} + TN_{robot}}{TP_{robot} + FP_{robot} + TN_{robot} + FN_{robot}} \quad (6)$$

$$\text{dự đoán} = \frac{TP_{robot}}{TP_{robot} + FP_{robot}} \quad (7)$$

$$\text{gọi lại} = \frac{TP_{robot}}{TP_{robot} + FN_{robot}} \quad (8)$$

$$F1_điểm = 2 * \frac{\text{chính xác} * \text{gọi lại}}{\text{chính xác} + \text{gọi lại}} \quad (9)$$

Trong đó chỉ số TP/TN đại diện cho hệ số dương tính thật (true positive) và âm tính thật (negative positive), chỉ số FP/FN đại diện cho hệ số dương tính giả (false positive) và âm tính giả (false negative), $robot$ đại diện cho số lần đếm.

Hiệu suất của mô hình đề xuất được ước tính bằng cách sử dụng ma trận nhầm lẫn (Hình 4). Trong trường hợp robot di động, chúng tôi đã thử nghiệm với 20 bức ảnh ngẫu nhiên, kết quả cho thấy không có phát hiện sai. Trong trường hợp hình nền, (không xuất hiện robot di động), chúng tôi cũng thử nghiệm với 100 ảnh, và không cho kết quả sai. Điều này cho thấy YOLOv9 cho kết quả đúng gần như tuyệt đối, có ý nghĩa rất lớn trong việc vẽ lại quỹ đạo di chuyển của robot di động.

3.2. Quá trình theo dõi robot chuyển động

Sau khi hoàn thành huấn luyện mạng học sâu, nhóm nghiên cứu tiến hành đánh giá kết quả đề xuất. Theo đó, robot di động được chạy ngẫu nhiên trong mê cung nhân tạo. Máy ảnh trần theo dõi robot di động và xác định tâm của robot theo thời gian thực (hình 5). Hình 5a miêu tả trạng thái của robot khi phía trước là chướng ngại vật, các vector vận tốc xuất hiện ngẫu nhiên theo các hướng, điều này chứng tỏ robot sẽ chuyển động chậm lại trước khi ra quyết định. Hình 5b, 5c, 5d cho thấy sự đồng nhất của các vector vận tốc khi robot trong trạng thái đang xoay hay chuyển động thẳng theo tường mê cung nhân tạo. Cụ thể, robot được lập trình với vận tốc tối đa khi di chuyển trong mê cung là $0,5 \text{ m/s}$. Tuy nhiên tùy theo vị trí và các chướng ngại vật khi di chuyển, vận tốc của robot có sự khác biệt (bảng 2). Robot đạt vận tốc trung bình thấp nhất khi phát hiện phía trước là chướng ngại vật (hình 5a) với vận tốc trung bình $0,13 \text{ m/s}$, cao nhất khi di chuyển thẳng (hình 5d) với vận tốc $0,47 \text{ m/s}$.

Bảng 2. Vận tốc của robot khi di chuyển trong mê cung

Trạng thái của robot	Vận tốc trung bình
Phía trước là chướng ngại vật	$0,13 \text{ m/s}$
Robot đang xoay	$0,21 \text{ m/s}$
Đã hoàn thành quá trình xoay và chướng ngại vật bên trái	$0,22 \text{ m/s}$
Di chuyển thẳng với chướng ngại vật bên phải	$0,47 \text{ m/s}$

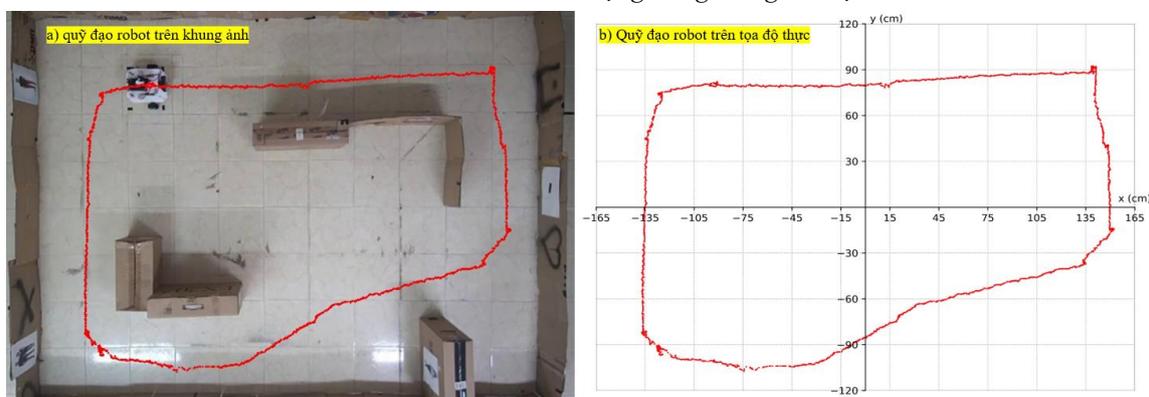
Hình 6 trình bày kết quả theo dõi quỹ đạo di chuyển của robot trong mê cung, điểm màu đỏ biểu diễn vị trí tâm của robot trong suốt quá trình di chuyển. Sự dao động của quỹ đạo cho thấy robot thường xuyên thay đổi góc đầu trong suốt quá trình tiến hành thí nghiệm. Tương ứng, hình 6b biểu diễn tọa độ sau khi chuyển đổi từ tọa độ ảnh sang hệ tọa độ Descartes. Qua đánh giá trực quan, phương pháp theo dõi quỹ đạo di chuyển của robot di động không xuất hiện sai lệch đáng kể, đảm bảo tính chính xác cao.

Nhóm nghiên cứu đã thay đổi độ sáng của phòng để đánh giá khả năng đáp ứng của giải pháp đề xuất khi theo dõi robot di động trong các điều kiện ánh sáng khác nhau. Cụ thể, robot được di chuyển từ vị trí sáng đến vị trí tối dần, và trong suốt quá trình di chuyển giá trị độ xám của robot sẽ được ghi lại để so sánh (Hình 7). Theo đó, thuật toán đề xuất có thể theo dõi robot với mức xám tại ảnh 7a, 7b lần lượt là 77,6 và 58; với độ sáng thấp nhất mà máy ảnh có thể theo dõi đạt

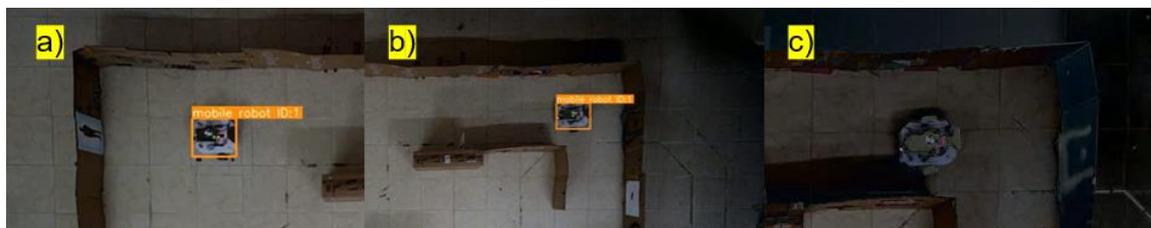
23% tại khung ảnh 7b. Trong trường hợp ảnh 7c, giá trị mức xám đạt 27,6, tức độ sáng đạt 10%, máy ảnh không thể theo dõi được robot.



Hình 5. Theo dõi robot di động trong thời gian thật



Hình 6. Quỹ đạo robot di chuyển trong mê cung dưới điều kiện ánh sáng bình thường



Hình 7. Quá trình theo dõi robot di chuyển với độ sáng thay đổi: a) Giá trị mức xám là 77,6, b) giá trị mức xám là 58, c) giá trị mức xám là 27

4. Kết luận

Nghiên cứu trình bày một giải pháp theo dõi robot di động bằng máy ảnh trần sử dụng mạng học sâu YOLOv9. Tập huấn luyện gồm 100 ảnh robot di động và 100 ảnh của mê cung được tạo ra và huấn luyện với tỉ lệ chính xác đạt 100%. Phương pháp dòng quang học cũng cho thấy được trạng thái di chuyển của robot khi gặp chướng ngại vật, khi chuyển động xoay và chuyển động thẳng. Nhóm nghiên cứu cũng trình bày một phương pháp biến đổi hệ tọa độ từ hệ máy ảnh (pixel) sang hệ tọa độ Descartes (mét). Để đánh giá phương pháp đề xuất, máy ảnh số theo dõi robot di động di chuyển và né tránh chướng ngại vật quanh mê cung theo thời gian thật. Kết quả cho thấy máy ảnh theo dõi được toàn bộ quỹ đạo chuyển động của robot và kết quả biến đổi tọa độ cũng cho kết quả chính xác. Kết quả cũng cho thấy máy ảnh có thể theo dõi robot di chuyển theo thời gian thực đạt hiệu quả tốt nhất với tốc độ lấy ảnh đạt 30 khung ảnh/giây với thời gian trễ là không đáng kể. Nghiên cứu cũng chỉ ra rằng giải pháp đề xuất có thể đáp ứng với sự thay đổi độ sáng khác nhau, cụ thể khi giá trị xấp xỉ lớn hơn mức 23%, máy ảnh đã có thể theo dõi robot một cách liên tục theo thời gian thực. Kết quả này tạo điều kiện tốt cho những nghiên cứu sâu hơn về robot di động như lập quỹ đạo, tính toán sai số giữa quỹ đạo thực tế và mô phỏng.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Cần Thơ, Mã số: T2024-71.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] E. A. Banu, S. Chidambaranathan, N. N. Jose, P. Kadiri, R. E. Abed, and A. Al-Hilali, "A System to Track the Behaviour or Pattern of Mobile Robot Through RNN Technique," *2024 4th International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)*, Greater Noida, India, 2024, pp. 2003-2005, doi: 10.1109/ICACITE60783.2024.10617430.
- [2] A. Khan, S. Aziz, M. Bashir, and M. U. Khan, "IoT and Wireless Sensor Network based Autonomous Farming Robot," *2020 International Conference on Emerging Trends in Smart Technologies (ICETST)*, Karachi, Pakistan, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICETST49965.2020.9080736.
- [3] Zh. Liping, L. C. Chew, C. Yiping, and K. H. Reza, "Tracking Mobile Robot in Indoor Wireless Sensor Networks," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 5, pp. 1-8, 2014, doi: 10.1155/2014/837050.
- [4] B. S. Choi, J. M. Yun, and J. M. Lee, "An Efficient Localization Scheme for an Indoor Mobile Robot," *SICE Annual Conference*, August 8-10, 2005, pp. 5945-5950.
- [5] B. S. Choi, and J. W. Lee, "A Hierarchical Algorithm for Indoor Mobile Robot Localization Using RFID Sensor Fusion," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 6, pp. 2226-2235, June 2011.
- [6] S. Park and S. Hashimoto, "Autonomous Mobile Robot Navigation Using RFID in Indoor Environment," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 56, no. 7, pp. 2366-2373, June 2009.
- [7] S. J. Lee, G. Tewolde, J. Lim, and J. Kwon, "QR-code based Localization for Indoor Mobile Robot with validation using a 3D optical tracking instrument," *IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 2015, pp. 965-970, doi: 10.1109/AIM.2015.7222664.
- [8] R. Visvanathan *et al.*, "Mobile robot localization system using multiple ceiling mounted cameras," *2015 IEEE SENSORS*, Busan, Korea (South), 2015, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICSENS.2015.7370454.
- [9] K. N. Vladimirovich, Z. V. Nikolaevich, and U. N. Vladimirovna, "Robot visual navigation using ceiling images," *2020 13th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, Liverpool, United Kingdom, 2020, pp. 140-145, doi: 10.1109/DeSE51703.2020.9450231.
- [10] C. Iaboni, H. Patel, D. Lobo, J. -W. Choi, and P. Abichandani, "Event Camera Based Real-Time Detection and Tracking of Indoor Ground Robots," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 166588-166602, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3133533.
- [11] C. T. Le and D. D. Tran, "A simple path tracking control of two-wheeled mobile robot," *Journal of Science and Technology on Information and Communications*, no. 3, pp. 75-80, 2023.
- [12] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, Nov. 2000, doi: 10.1109/34.888718.
- [13] C.Y. Wang, I.-H. Yeh, and H.-Y. M. Liao, "YOLOv9: Learning What You Want to Learn Using Programmable Gradient Information," *arXiv*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2402.13616.
- [14] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *Proceedings of Imaging Understanding Workshop*, 1981, pp. 121-130.