

NGHIÊN CỨU THUẬT TOÁN ĐIỀU KHIỂN XE AGVs

RESEARCH ON CONTROL ALGORITHMS FOR AGV VEHICLES

Luu Thanh Tùng, Đào Trọng Chân, Lê Thuận Thành

Bộ môn Kỹ thuật Máy Xây dựng và Nâng chuyên, Khoa Cơ khí, Trường Đại học Bách Khoa,
Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

Email: ttluu@hcmut.edu.vn

TÓM TẮT

Hiện nay, trong xu hướng tự động hóa các quy trình trong sản xuất công nghiệp đang ngày càng trở nên phổ biến và quan trọng do nhu cầu tăng cường hiệu suất, độ chính xác và giảm thiểu tai nạn cho công nhân tại những môi trường chật hẹp, nguy hiểm, có nguy cơ ảnh hưởng đến sức khỏe. Trong bối cảnh này, xe tự hành AGVs (Automated Guided Vehicles) đóng vai trò quan trọng và hiệu quả, góp phần to lớn vào quá trình tự động hóa toàn diện trong các nhà máy và kho hàng, thậm chí tại các bệnh viện, trung tâm thương mại hoặc sân bay. Công nghệ quan trọng nhất của xe AGVs nằm ở bộ điều khiển có chức năng định vị được vị trí và điều hướng AGVs di chuyển trong môi trường. Trên thế giới, hiện nay công nghệ điều hướng có đường dẫn hoặc không có đường dẫn đã được phát triển và thậm chí ứng dụng rộng rãi vào các hệ thống thực tế. Có thể thấy được các giải pháp xe AGVs tại thị trường trong nước còn khá hạn chế, chủ yếu các công nghệ được nhập từ nước ngoài với chi phí cao và đắt đỏ, đặc biệt với các loại xe tự hành không sử dụng đường dẫn có sẵn, tức là điều hướng tự nhiên bằng các cảm biến như LiDAR. Để giải quyết những thách thức này, việc phát triển và cải tiến các thuật toán điều khiển cho AGVs là rất cần thiết. Một trong những phương pháp nổi bật trong lĩnh vực này là thuật toán SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), cho phép robot vừa định vị chính xác vị trí của mình, vừa tạo ra bản đồ môi trường xung quanh.

Từ khóa: AGVs; Xe tự hành; LiDAR; Tự động hóa.

ABSTRACT

Currently, the trend of automating processes in industrial production is becoming increasingly popular and important due to the demand for enhanced efficiency, accuracy, and the reduction of accidents for workers in narrow and hazardous environments that may affect their health. In this context, Automated Guided Vehicles (AGVs) play a crucial and effective role, significantly contributing to the comprehensive automation process in factories and warehouses, as well as in hospitals, shopping centers, and airports. The most important technology for AGVs lies in the control system, which is responsible for accurately locating and directing the movement of AGVs within the environment. Currently, guidance technology with or without navigation has been developed and even widely applied in real-world systems. It is evident that AGV solutions in the domestic market are still quite limited, primarily relying on imported technologies that come with

high costs, especially for self-driving vehicles that do not use existing guiding paths, meaning they navigate naturally using sensors like LiDAR. To address these challenges, it is essential to develop and improve control algorithms for AGVs. One of the prominent methods in this field is the SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) algorithm, which allows robots to accurately determine their position while simultaneously creating a map of their surrounding environment.

Keywords: AGVs; Autonomous vehicles; LiDAR; Automation.

1. GIỚI THIỆU

Trong quá trình nghiên cứu và phát triển đời sống con người, nhiều công có thể được thực hiện bởi robot, bao gồm vận chuyển, chăm sóc sức khỏe, cứu hộ và nhiều hơn nữa. Robot của thế giới hiện tại chỉ có thể hoạt động hiệu quả trong những điều kiện rất hạn chế. Để giải quyết các vấn đề này trong tương lai, chúng ta cần các thuật toán nhanh và đáng tin cậy cho robot AGVs.

Vấn đề đặt ra trong lĩnh vực này là làm thế nào để định vị hiệu quả một robot và tạo bản đồ chính xác nhất có thể, một trong những phương pháp phổ biến hiện nay đó là định vị và lập bản đồ đồng thời SLAM (Simultaneous Localization and Mapping).

Một trong những thuật toán phổ biến và quan trọng trong SLAM là ICP (Iterative Closest Point), được sử dụng để căn chỉnh hình học các đám mây điểm 2D cũng như 3D và đăng ký đám mây điểm bằng cách tính toán phép biến đổi tối ưu giữa các tập hợp điểm. Nhiều công trình nghiên cứu đã tập trung vào việc cải tiến ICP để nâng cao hiệu suất SLAM.

Chẳng hạn, các nghiên cứu như [1] đã đề xuất các giải pháp tối ưu hóa giai đoạn chọn điểm, ghép điểm tương ứng và thêm trọng số để tăng tốc độ hội tụ và độ chính xác của ICP. Trong khi đó [2] nhấn mạnh việc duy trì tính

nhất quán toàn cục khi căn chỉnh nhiều khung dữ liệu quét.

Ngoài ra, [3] giới thiệu phương pháp ICP-SLAM cục bộ nhằm giảm chi phí tính toán trong môi trường lớn. Các cải tiến này đã góp phần quan trọng vào việc nâng cao hiệu quả của ICP, song vẫn còn tiềm năng để tối ưu hơn nữa. Trong bài báo này, chúng tôi tập trung vào việc cải thiện một thông số trong thuật toán ICP, nhằm nâng cao độ chính xác của nó trong các ứng dụng SLAM đơn giản, có chi phí thấp, từ đó đề xuất một giải pháp hiệu quả hơn cho robot AGVs trong môi trường phức tạp.

Trong phần tiếp theo, chúng tôi sẽ đi sâu vào việc trình bày các khái niệm lý thuyết cần thiết để hiểu rõ hơn về thuật toán ICP (Iterative Closest Point), một trong những phương pháp cốt lõi trong lĩnh vực SLAM, một yếu tố quan trọng trong việc định vị và lập bản đồ đồng thời cho xe tự hành AGVs.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Mô hình toán cho thuật toán ICP

Ý tưởng của thuật toán ICP là nếu có sự tương ứng giữa 2 tập hợp đám mây điểm (correspondence), nghĩa là biết được những cặp điểm $C = \{(i, j) : m_i \leftrightarrow s_j\}$ trong 2 tập điểm ứng với nhau theo một tiêu chí nào đó, trong phạm vi thuật toán là điểm có khoảng cách gần nhất,

ta luôn tìm được chính xác phép biến đổi từ tập điểm mẫu đến tập điểm nguồn. Nhưng trong thực tế, chúng ta không biết được sự tương ứng này, do đó chúng ta cần thực hiện lặp lại các bước dự đoán chuyển đổi để sai lệch giữa tập nguồn và tập mẫu nhỏ dần đến ngưỡng hội tụ.

Cho S và M lần lượt là tập điểm nguồn (source point cloud) với N_S điểm và tập điểm mẫu (model point cloud) với N_M điểm. Mục đích của thuật toán là tìm một phép biến đổi cứng T gồm một ma trận xoay R và vector dịch chuyển t để căn chỉnh tập M khớp với tập S , nghĩa là làm cho biểu thức sau nhỏ nhất:

$$E(R, t) \sim \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|m_i - (Rs_i + t)\|^2 \quad (1)$$

Với N là số lượng cặp điểm tương ứng.

Để tìm ma trận xoay R và vector dịch chuyển t , sử dụng phương pháp SVD (Singular Value Decomposition). Trước tiên tính trọng tâm của 2 tập điểm.

$$C_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i, C_M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i \quad (2)$$

Gọi $C = \{(i, j) : m_i \leftrightarrow s_j\}$ là tập hợp các cặp điểm tương ứng. Ma trận hiệp phương sai chéo:

$$H = \sum_{(i,j) \in C} (m_i - C_M)(s_i - C_S)^T \quad (3)$$

Phân tích SVD:

$$SVD(H) = U \Sigma V^T \quad (4)$$

Ma trận xoay được tính bởi:

$$R = VU^T \quad (5)$$

Vector dịch chuyển được tính bởi:

$$t = C_S - RC_M \quad (6)$$

2.2. Lưu đồ thuật toán ICP

Thuật toán ICP được thực hiện qua các bước như sau:

Thứ nhất, tìm tập hợp các cặp điểm tương ứng giữa 2 tập dữ liệu điểm bằng cách tìm điểm gần nhất trong tập S cho mọi điểm trong tập M . Sử dụng công thức khoảng cách Euclidean:

$$d_i = \min \left\{ \sqrt{m_i^2 - s_j^2} \right\}; j = 1, \dots, N_S \quad (7)$$

Hoặc sử dụng phương pháp kd-tree để thực hiện tìm điểm gần nhất. Xây dựng kd-tree cho tập S lúc khởi tạo, sau đó với mỗi điểm m_i trong tập M , sử dụng kd-tree để tìm điểm s_j gần với m_i nhất trong S . Kết quả thu được là tập hợp các cặp điểm tương ứng $C = \{(i, j) : m_i \leftrightarrow s_j\}$.

Thứ hai, tính toán ma trận hiệp phương sai H , sau đó thực hiện phép phân tích SVD để tìm ra ma trận xoay R và vector dịch chuyển t .

Thứ ba, tính toán tập S sau khi áp dụng phép biến đổi:

$$-Rs_j + t \quad (8)$$

Thực hiện lặp đến khi sai số $E(R, t)$ nhỏ hơn ngưỡng nhất định hoặc đạt được độ chính xác yêu cầu của thuật toán.

2.3. Tạo bản đồ toàn cục với thuật toán ICP

Khởi tạo vị trí robot trong tọa độ toàn cục $P(x, y, \theta) = P_0 = (0, 0, 0)$ và khởi tạo lần quét đầu tiên vào bản đồ M_G .



Khởi tạo phép biến đổi ban đầu.

$$T_G = T_0$$

Di chuyển robot đến vị trí mới P_i , đọc dữ liệu lidar ở vị trí này, gán khung dữ liệu S_i . Dữ liệu lidar ở vị trí trước đó S_{i-1} được gán thành khung dữ liệu mẫu.

Tính toán phép biến đổi giữa khung S_i và S_{i-1} bằng thuật toán ICP.

$$T_i = (R_i, t_i) = \text{ICP}(S_{i-1}, S_i) \quad (9)$$

Tính toán ma trận biến đổi toàn cục cho khung dữ liệu S_i .

$$T = T_1 T_2 \dots T_i$$

Biến đổi khung dữ liệu S_i về tọa độ toàn cục và thêm vào bản đồ M_G .

$$M_G = TS_i$$

Quay trở lại bước 2 và lặp lại đến khi tạo được bản đồ hoàn chỉnh.

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Outliers (ngoại lai) là những điểm không có sự tương ứng chính xác giữa hai tập điểm, thường do nhiễu, đo đạc sai, do các điểm không chồng lấp giữa hai tập dữ liệu hoặc do khoảng cách giữa 2 điểm lớn hơn một ngưỡng. Trong ICP, outliers có thể dẫn đến sai lệch phép biến đổi, vì vậy việc loại bỏ hoặc giảm ảnh hưởng của chúng là rất quan trọng.

Với 2 tập hợp điểm $S = \{s_0, s_1, \dots, s_n\}$ và $M = \{m_0, m_1, \dots, m_m\}$ tìm điểm gần nhất trong tập S cho mọi điểm trong tập M .

$$k_i = \underset{j}{\operatorname{argmin}} \|s_i - m_j\| \quad (10)$$

Thu được tập khoảng cách $d = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ và tập chỉ số tương $k = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$. Thực hiện sắp xếp "d" theo thứ tự tăng dần $d' = \{d_{(1)}, d_{(2)}, \dots, d_{(n)}\}$, với $d_{(1)} < d_{(2)} < \dots < d_{(n)}$. Phép hoán vị $\pi(i)$ được định nghĩa: $d\pi(i) = d(i)$. Trong đó $\pi(i)$ là ánh xạ chỉ số ban đầu của d_i sang vị trí của nó trong d' .

Lựa chọn tỷ lệ các cặp điểm inliers r (để loại bỏ các outliers):

$$n_{\text{inliers}} = \lfloor r \cdot n \rfloor$$

Tập chỉ số các cặp điểm inliers được xác định bởi:

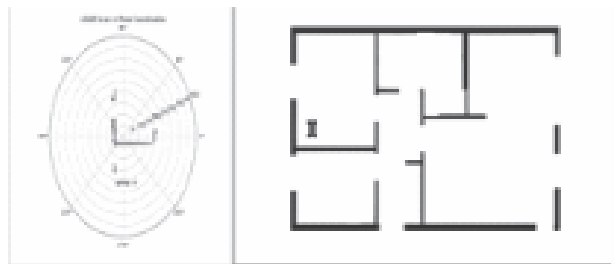
$$K = \{\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(n_{\text{inliers}})\}$$

Các phép tính để tìm ra phép biến đổi giữa 2 tập dữ liệu được trình bày ở phần trước sẽ được thực hiện trên tập inliers.

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

4.1. Môi trường mô phỏng

Thuật toán được áp dụng xử lý dữ liệu thực tế lấy từ lidar cũng như dữ liệu mô phỏng trên môi trường PyGame.



Hình 1. Mô phỏng môi trường và lidar

Các thông số đặc tính của lidar trong môi trường mô phỏng như sau:

Tầm quét	450 (pixel)
Góc quét	360°
Độ phân giải góc quét	0.72°
Nhiều Gaussian về góc	0.02
Nhiều Gaussian về khoảng cách	0.004

Phương pháp được sử dụng để đánh giá sai lệch trong thuật toán là RMSE (Root Mean Square Error), so sánh dữ liệu vị trí thu được thông qua thực hiện thuật toán với dữ liệu vị trí thực tế của robot trên bản đồ (ground truth), được xác định qua phương trình sau:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (11)$$

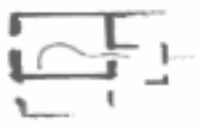
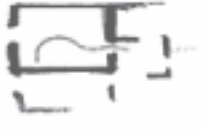
Với:

- x_i, y_i là tọa độ vị trí thực tế của xe.
- $\hat{x}_i, \hat{y}_i$ là tọa độ của xe thu được bởi thuật toán.
- N là số lượng vị trí được xét tới.

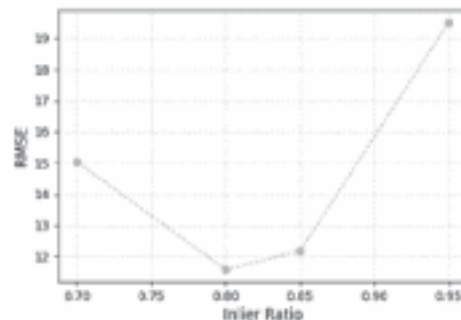
4.2. Kết quả đạt được

Kết quả bản đồ khi thay đổi chỉ số inlier ratio:

Inlier ratio	Map
0.70	 RMSE = 15.0382

0.80	 RMSE = 11.5834
0.85	 RMSE = 12.1637
0.95	 RMSE = 19.5066

Hình 2. Bản đồ thu được và sai số RMSE tương ứng với các giá trị inlier ratio



Hình 3. Sai số RMSE theo giá trị Inlier Ratio

Nhận thấy khi inlier ratio tăng giá trị từ 0.7 lên 0.8, sai số RMSE giảm mạnh, kết quả bản đồ thu được chính xác hơn, cho thấy được nhiều điểm tương ứng phù hợp được lấy hơn, tăng chính xác của ma trận biến đổi từ thuật toán. Nhưng khi inlier ratio tăng lên 0.85, và sau đó tăng đến 0.95, sai số RMSE tăng lên, nghĩa là nhiều điểm nhiễu được lấy hơn trong quá trình tính toán, làm giảm độ chính xác của thuật toán. Tóm lại, khi inlier ratio quá thấp



(0.7) hoặc quá cao (0.95), số điểm thuật toán lấy để tính toán quá ít (bỏ qua các điểm quan trọng) hoặc quá nhiều (nhiều), làm ảnh hưởng đáng kể đến kết quả. Nhận xét trên phù hợp với lý thuyết, cho thấy thuật toán ICP nhạy cảm với nhiễu, và cần tỉ lệ inlier phù hợp để đạt được kết quả tốt.

5. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã trình bày một cái nhìn tổng quan về thuật toán ICP (Iterative Closest Point) trong bối cảnh định vị và lập bản đồ đồng thời (SLAM) cho xe tự hành AGVs. Qua các thí nghiệm mô phỏng, chúng tôi đã chỉ ra rằng việc lựa chọn tỷ lệ inlier cho các cặp điểm tương ứng có ảnh hưởng đáng kể đến độ chính xác của phép biến đổi và kết quả bản đồ.

Kết quả cho thấy, khi inlier ratio tăng từ 0.7 lên 0.8, sai số RMSE giảm mạnh, cho thấy rằng nhiều điểm tương ứng phù hợp hơn đã được lấy, từ đó nâng cao độ chính xác của ma trận biến đổi. Tuy nhiên, khi inlier ratio tiếp tục tăng lên 0.85 và 0.95, sai số RMSE lại tăng, cho thấy sự nhạy cảm của thuật toán với nhiễu và sự cần thiết phải có một tỷ lệ inlier tối ưu.

Dựa trên những phát hiện này, chúng tôi nhận thấy rằng mỗi hệ thống SLAM có những đặc điểm riêng biệt về phần cứng và cảm biến,

do đó việc điều chỉnh inlier ratio cần phải được thực hiện một cách cẩn thận để đạt được kết quả tốt nhất. Chúng tôi cũng đề xuất việc nghiên cứu thêm các phương pháp tự động tối ưu inlier ratio trong tương lai, bao gồm khử nhiễu và ứng dụng các mô hình học máy.

Lời cảm ơn:

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh trong khuôn khổ đề tài mã số SVKSTN-2024-CK – 28. Chúng tôi xin cảm ơn Trường Đại học Bách Khoa, ĐHQG – HCM đã hỗ trợ cho nghiên cứu này. ❖

Ngày nhận bài: **28/3/2025**

Ngày phản biện: **14/4/2025**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Prochazkova Jana, Martisek Dalibor (2021), “Notes on iterative closest point algorithm”.
- [2]. R. Tiar, M. Lakrouf, and O. Azouaoui (2020), “Fast ICP-SLAM for a Bi-Steerable Mobile Robot in Large Environments”.
- [3]. Hao Bai (2018), “ICP Algorithm: Theory, Practice And Its SLAM-oriented Taxonomy”.
- [4]. Szymon Rusinkiewicz, Marc Levoy (2001), “Efficient Variants of the ICP Algorithm”.
- [5]. F.LU, E. Milios (1997), “Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping”.