TẠP CHÍ KHOA HỌC TRƯỜNG ĐẠI HỌC HỒNG ĐỨC **P-ISSN 3030-4628**
Hong Duc University Journal of Science **E-ISSN 3030-4636**

PHƯƠNG PHÁP SCAN MATCHING CHO DỮ LIỆU LIDAR 2D SỬ DỤNG CHIẾN LƯỢC TÌM KIẾM PHÂN CẤP VÀ HÀM MỤC TIÊU KHÁNG NHIỄU

ROBUST 2D LIDAR SCAN MATCHING USING COARSE-TO-FINE SEARCH STRATEGY AND TRIMMED ROBUST OBJECTIVE FUNCTION

Lê Việt Nam[1]
Nguyễn Thị Bích Nhật[1]
Nguyễn Trung Hiếu[1]*

[1] Khoa Kỹ thuật Công nghệ, Trường Đại học Hồng Đức;
*Tác giả liên hệ; Email: nguyentrunghieu@hdu.edu.vn

DOI: *https://doi.org/10.70117/hdujs.3030-4628.90.09.2026.1152*

Ngày nộp bài: 31/01/2026; Ngày gửi phản biện: 11/02/2026; Ngày duyệt đăng: 25/09/2026

Từ khóa:
Lidar 2D, Scan Matching, tối ưu hóa, Coarse-to-Fine, Trimmed MSE.

TÓM TẮT

Bài toán Định vị và Lập bản đồ đồng thời (SLAM - Simultaneous Localization and Mapping) trên các nền tảng phần cứng hạn chế tài nguyên luôn là thách thức lớn đối với robot dịch vụ giá rẻ. Bài báo này đề xuất một phương pháp khớp dữ liệu quét (Scan Matching) tối ưu hóa, kết hợp chiến lược tìm kiếm từ thô đến tinh (C2F - Coarse-to-Fine) và hàm mục tiêu kháng nhiễu (Robust Objective Function) Trimmed Robust để giải quyết vấn đề hội tụ chậm và sai lệch do nhiễu động. Thực nghiệm trên cảm biến Lidar 2D cho thấy phương pháp đề xuất (C2F-Trim-Robust) đạt độ ổn định vượt trội với độ lệch chuẩn sai số thấp nhất (178.6mm), giảm thiểu đáng kể rủi ro rơi vào cực trị địa phương so với các phương pháp truyền thống như ICP hay MSE thuần túy. Đặc biệt, chiến lược phân cấp giúp duy trì thời gian xử lý ở mức 3.73s, cho thấy tiềm năng triển khai trên các vi xử lý cấu hình thấp, tuy vẫn cần tiếp tục tối ưu để đáp ứng yêu cầu thời gian thực.

Keywords:
2D Lidar, Scan Matching, Optimization, Coarse-to-Fine, Trimmed MSE.

ABSTRACT

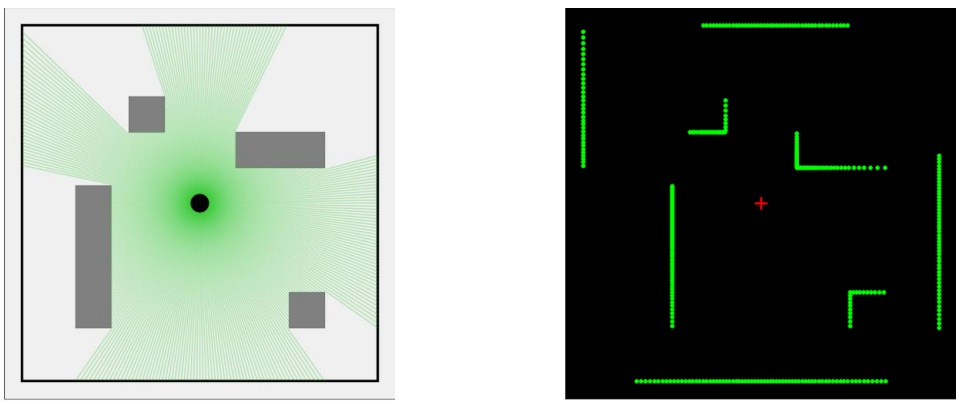
Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) on resource-constrained hardware remains a significant challenge for low-cost service robots. This paper proposes an optimized Scan Matching method that integrates a Coarse-to-Fine (C2F) search strategy with a robust Trimmed objective function to address slow convergence and dynamic noise interference. Experiments with 2D Lidar sensors demonstrate that the proposed method (C2F-Trim-Robust) achieves superior stability with the lowest error standard deviation (178.6mm), significantly reducing the risk of local minima compared to

traditional approaches like ICP or pure MSE. Notably, the hierarchical search strategy maintains a processing time of 3.73s, indicating the potential for deployment on low-end embedded processors, although further optimisation is required to meet real-time requirements.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong kỷ nguyên Công nghiệp 4.0, Robot tự hành (AMR - Autonomous Mobile Robot) đã trở thành mắt xích không thể thiếu trong chuỗi cung ứng logistics thông minh. Để vận hành tự chủ trong các môi trường không xác định, robot cần giải quyết bài toán cốt lõi SLAM: Định vị và Lập bản đồ đồng thời [1], [2]. Đối với các nền tảng robot thương mại tầm trung và thấp, cảm biến Lidar 2D vẫn là lựa chọn ưu tiên nhờ sự cân bằng giữa độ chính xác hình học và chi phí đầu tư [3].

Về mặt nguyên lý, Lidar 2D sử dụng công nghệ Time-of-Flight để thu thập dữ liệu khoảng cách, tạo ra các đám mây điểm (Point Cloud) mô tả lát cắt môi trường (Hình 1). Thách thức lớn nhất của Lidar SLAM nằm ở kỹ thuật khớp dữ liệu quét (Scan Matching) - quá trình tìm kiếm phép biến đổi tối ưu để hợp nhất các dữ liệu quét rời rạc tại các thời điểm khác nhau thành một bản đồ toàn cục nhất quán.



(a) **(b)**

Hình 1. Minh họa quá trình thu thập dữ liệu Lidar: (a) Mô phỏng vật lý tia quét; (b) Dữ liệu đám mây điểm (Point Cloud) thu được.

Tuy nhiên, việc triển khai các thuật toán SLAM hiện đại trên các thiết bị biên (edge devices) với tài nguyên tính toán hạn chế đang gặp nhiều trở ngại. Các mô hình Học sâu (Deep Learning), mặc dù đạt hiệu năng cao, thường đòi hỏi phần cứng GPU đắt tiền và tiêu tốn nhiều năng lượng. Ngược lại, các phương pháp hình học truyền thống lại nhạy cảm với nhiễu động (con người, xe cộ di chuyển) và dễ rơi vào các cực trị địa phương (local minima) khi robot di chuyển nhanh. Hơn nữa, sai số lắp đặt trục

(boresight misalignment) giữa cảm biến và khung xe là một vấn đề thực tế thường bị bỏ qua, dẫn đến sai lệch tích lũy nghiêm trọng theo thời gian.

Bài toán Scan Matching là nền tảng của SLAM và đã được nghiên cứu sâu rộng. Các phương pháp kinh điển như ICP (Iterative Closest Point) và các biến thể Gradient-based (như trong Hector SLAM) tập trung vào tối ưu hóa cục bộ để đạt tốc độ cao [4]-[6]. Tuy nhiên, nhược điểm chí mạng của nhóm này là yêu cầu khởi tạo vị trí tốt và dễ bị kẹt tại các cực trị địa phương (local minima) khi robot di chuyển nhanh hoặc môi trường ít đặc trưng. Để khắc phục, các phương pháp tìm kiếm toàn cục như Correlative Scan Matching (CSM) hay Generalized-ICP đã được đề xuất và ứng dụng thành công trong các hệ thống lớn như Google Cartographer [7]-[9]. Dù đảm bảo tìm được nghiệm tối ưu, CSM đối mặt với sự bùng nổ về chi phí tính toán khi độ phân giải lưới tìm kiếm tăng cao.

Trong những năm gần đây, sự phát triển của Trí tuệ nhân tạo đã thúc đẩy các phương pháp Lidar Odometry dựa trên Học sâu như LO-Net, DeepLO hay các mạng CNN trích xuất đặc trưng [10]-[12]; hướng khai thác đặc trưng học sâu cũng được áp dụng cho các hệ SLAM thị giác [13]. Mặc dù đạt độ chính xác ấn tượng và khả năng kháng nhiễu tốt, các mô hình này tạo gánh nặng lớn về tính toán, khiến chúng khó khả thi trên các vi điều khiển nhúng giá rẻ. Bên cạnh đó, vấn đề xử lý nhiễu từ vật thể động (người, xe cộ) cũng được quan tâm đặc biệt [14]. Thay vì dùng AI, các kỹ thuật thống kê bền vững (Robust Statistics) như Trimmed ICP đã chứng minh hiệu quả trong việc loại bỏ điểm ngoại lai (outliers) [15]-[17].

So với công trình [17] cũng kết hợp coarse-to-fine với trimmed strategy, phương pháp đề xuất áp dụng chiến lược phân cấp trực tiếp trên lưới tìm kiếm trạng thái thay vì trên quá trình tinh chỉnh cặp điểm tương ứng của Generalized-ICP, đồng thời sử dụng hàm mục tiêu Trimmed Robust tính trên bản quét đã chuẩn hóa theo lưới góc cố định. Giai đoạn tinh chỉnh cũng dùng Gradient Descent trực tiếp trên hàm mục tiêu này thay cho lược đồ lặp của ICP.

Ngoài ra, độ chính xác của bản đồ còn phụ thuộc lớn vào việc hiệu chuẩn ngoại quan (extrinsic calibration) giữa Lidar và robot [18] [19]. Kế thừa các ưu điểm trên, nghiên cứu này phát triển một kiến trúc lai: sử dụng chiến lược tìm kiếm phân cấp (tương tự CSM) để đảm bảo tính toàn cục, kết hợp với hàm mục tiêu Trimmed MSE để kháng nhiễu động và tinh chỉnh bằng Gradient Descent ở giai đoạn cuối, hướng tới các hệ thống có tài nguyên tính toán hạn chế.

Để giải quyết các thách thức trên, nghiên cứu này đề xuất một giải pháp Scan Matching tối ưu hóa dành cho Lidar 2D trên nền tảng phần cứng thấp, tập trung vào ba đóng góp chính:

Chiến lược tìm kiếm từ thô đến tinh (C2F - Coarse-to-Fine): Áp dụng cơ chế tìm kiếm phân cấp đa độ phân giải, giúp thuật toán thoát khỏi các cực trị địa phương và tăng khả năng hội tụ về nghiệm tối ưu toàn cục với chi phí tính toán thấp.

Hàm mục tiêu kháng nhiễu (Robust Objective Function) Trimmed Robust: Kết hợp kỹ thuật cắt gọt thống kê (Trimmed) để tự động loại bỏ nhiễu từ vật thể động mà không cần các bước tiền xử lý phức tạp.

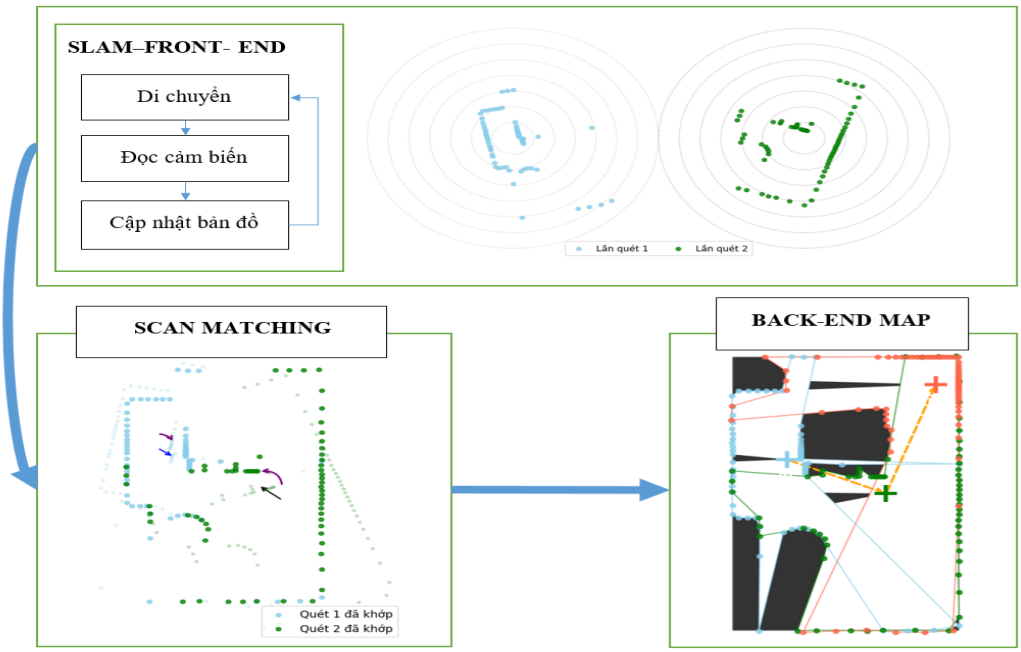
Tinh chỉnh bằng Gradient Descent: Tích hợp bước tối ưu hóa dựa trên gradient của hàm mục tiêu kháng nhiễu ở giai đoạn cuối, nâng cao độ chính xác của phép ước lượng trạng thái.

Cấu trúc còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Mục 2 trình bày chi tiết phương pháp đề xuất; Mục 3 thảo luận về các kết quả thực nghiệm và đánh giá hiệu năng; cuối cùng, Mục 4 đưa ra kết luận và hướng phát triển tương lai.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU VÀ GIẢI PHÁP ĐỀ XUẤT

2.1. Kiến trúc hệ thống SLAM tuần tự

Nghiên cứu đề xuất mô hình SLAM hoạt động theo cơ chế ước lượng trạng thái tuần tự khép kín (Closed-loop Sequential Estimation). Trong cấu trúc này, thành phần cốt lõi là bộ khớp dữ liệu quét (Scan Matching) đóng vai trò xác định phép biến đổi hình học giữa các khung hình Lidar kế tiếp để cập nhật vị trí robot và làm giàu dữ liệu bản đồ. Tại mỗi chu kỳ *t*, hệ thống tiếp nhận dữ liệu cảm biến và thực hiện chuỗi xử lý khớp nối – tối ưu hóa như mô tả tại Hình 2.



Hình 2. Lưu đồ một giải pháp SLAM cơ bản với trọng tâm là kỹ thuật Scan Matching.

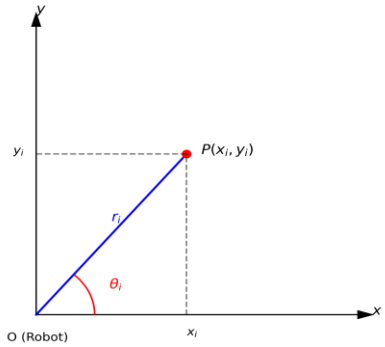
2.2. Mô hình hóa và tiền xử lý tín hiệu

Để chuyển đổi dữ liệu thô thành các đặc trưng hình học bất biến, quy trình tiền xử lý thực hiện hai tác vụ chính:

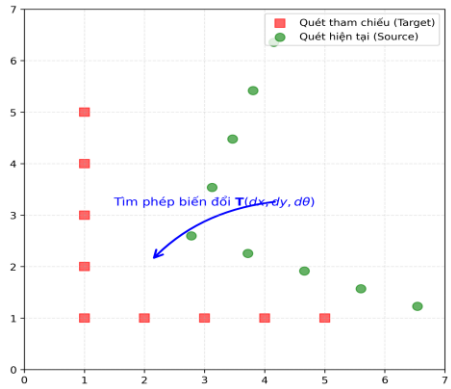
Chuyển đổi không gian (Spatial Transformation): Ánh xạ đám mây điểm từ hệ tọa độ cực (r, θ) sang hệ tọa độ Decartes (x, y) theo công thức (1). Quá trình này được minh họa tại Hình 3a.

$$P = \{ (r_i \cos \theta_i, r_i \sin \theta_i) \mid r_{min} \leq r_i \leq r_{max} \} \quad (1)$$

Chuẩn hóa dữ liệu (Data Normalization): Áp dụng kỹ thuật Nội suy Góc (Angular Interpolation) để tái lấy mẫu dữ liệu về một lưới góc cố định. Điều này cho phép thực hiện các phép so sánh vector hóa hiệu quả giữa bản quét hiện tại (Source) và tham chiếu (Target) như mô tả tại Hình 3b.



(a) Chuyển đổi hệ tọa độ



(b) Nguyên lý ghép cặp dữ liệu

Hình 3. Mô hình hóa dữ liệu Lidar: (a) Chuyển đổi từ không gian cảm biến sang không gian metric; (b) Bài toán tìm phép biến đổi tối ưu T giữa hai khung quét

2.3. Chiến lược tìm kiếm từ thô đến tinh (Coarse-to-Fine Strategy)

Để đảm bảo tính ổn định của phép định vị trong không gian tìm kiếm phi tuyến phức tạp, chúng tôi đề xuất quy trình tối ưu hóa trạng thái robot $\mathbf{X} = [x, y, \theta]^T$ dựa trên sự thay đổi đa tầng của độ phân giải không gian. Quá trình này được mô hình hóa toán học thông qua việc cực tiểu hóa chuỗi hàm mục tiêu trên các miền tìm kiếm thu hẹp dần. Gọi δ_k là bước nhảy (resolution) tại tầng k, thuật toán thực hiện khớp nối qua ba giai đoạn chiến lược $\delta_{coarse} \rightarrow \delta_{medium} \rightarrow \delta_{fine}$.

Bảng 1. Chiến lược khớp dữ liệu quét đa tầng dựa trên Gradient Descent

Input: Bản quét nguồn P_S, Bản đồ tham chiếu M_T, Trạng thái dự đoán $\mathbf{X}_0$
Output: Trạng thái tối ưu toàn cục $\mathbf{X}^*$
Thiết lập lưới tìm kiếm thô $\Omega_c = \{\mathbf{X}_0 \pm \Delta_{max}\}$ với bước $\delta_c = 0.5$m
$\mathbf{X}_c \leftarrow \text{argmin}_{X \in \Omega c}\ \text{Score}(P_S, M_T, \mathbf{X})$ ▷ Tìm kiếm thô trên lưới
Xác định miền lân cận $\Omega_m = \{\mathbf{X}_c \pm \varepsilon\}$ với độ phân giải trung bình $\delta_m = 0.1$m
$\mathbf{X}_m \leftarrow \text{SubPixelSearch}(P_S, M_T, \Omega_m, \delta_m)$
Khởi tạo trạng thái hội tụ $\mathbf{X}^{(0)} = \mathbf{X}_m$
Thiết lập hàm mục tiêu kháng nhiễu $J_{Trim}(\mathbf{X})$ với ngưỡng cắt gọt P_{90}
while không hội tụ **and** $k < k_{max}$ **do**
    Tính toán Gradient: $\nabla J_{Trim}(\mathbf{X}^{(k)}) = \partial/\partial\mathbf{X}\ J_{Trim}(\mathbf{X}^{(k)})$
    Cập nhật trạng thái: $\mathbf{X}^{(k+1)} \leftarrow \mathbf{X}^{(k)} - \alpha\nabla J_{Trim}(\mathbf{X}^{(k)})$ ▷ α là bước học
    $k \leftarrow k + 1$
end while
$\mathbf{X}^* \leftarrow \mathbf{X}^{(k)}$
return $\mathbf{X}^*$

Việc tích hợp phương pháp *Gradient Descent* vào giai đoạn cuối (Giai đoạn 3) cho phép thuật toán đạt được độ chính xác milimet bằng cách tận dụng thông tin độ dốc của hàm mục tiêu kháng nhiễu. Điều này đặc biệt hiệu quả khi Giai đoạn 1 và 2 đã cung cấp một điểm khởi đầu đủ gần với cực trị toàn cục, giúp tránh được hiện tượng hội tụ sai vào các cực trị địa phương (local minima) do nhiễu vật lý từ cảm biến Lidar gây ra.

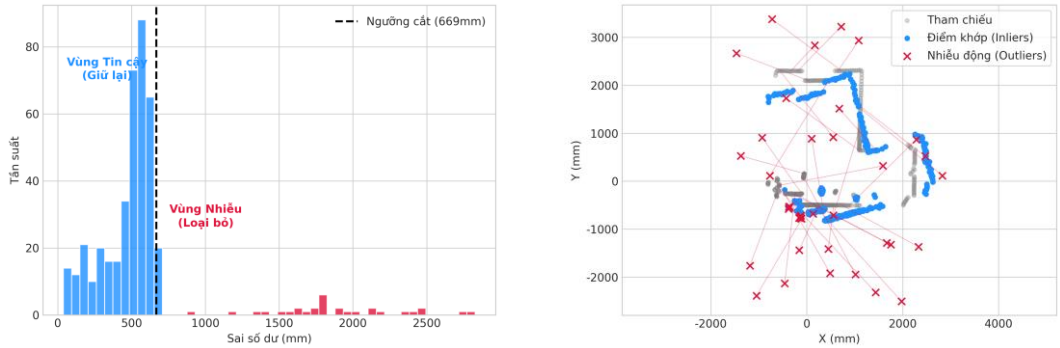
2.4. Hàm mục tiêu kháng nhiễu (Robust Objective Function)

Trong môi trường thực tế, sự xuất hiện của vật thể động tạo ra các điểm ngoại lai (outliers) làm sai lệch hàm MSE truyền thống. Chúng tôi đề xuất sử dụng Trimmed MSE kết hợp với một Hàm mục tiêu kháng nhiễu (Robust Objective Function) thực hiện cắt gọt K% dữ liệu có sai số lớn nhất (Hình 4a).

Hàm mục tiêu được định nghĩa như sau:

$$J_{Trim}(\mathbf{T}) = (1/|I|) \sum_{i \in I} ||\mathbf{p}_i - \hat{\mathbf{p}}_i(\mathbf{T})||^2, \quad \text{với } I = \{\ i \mid e_i \le P_{90}(E)\ \} \tag{2}$$

Trong đó $P_{90}(E)$ là phân vị thứ 90 của tập sai số, tương ứng với việc loại bỏ 10% điểm dữ liệu nhiễu nhất. Hiệu quả của phương pháp được minh họa trực quan tại Hình 4b.



(a) Nguyên lý cắt gọt thống kê **(b) Phân loại điểm dữ liệu**

Hình 4. Cơ chế kháng nhiễu: (a) So sánh hàm mật độ xác suất sai số giữa MSE và Trimmed MSE; (b) Trực quan hóa các điểm ngoại lai (màu đỏ) bị loại bỏ bởi thuật toán

2.5. Hệ thống chỉ số đánh giá (Evaluation Metrics)

Hiệu năng của phương pháp khớp dữ liệu quét đề xuất được đánh giá định lượng thông qua hệ thống thang đo đa chiều, tập trung vào độ chính xác hình học và tính bền vững của phép ước lượng:

Nhóm chỉ số tiêu chuẩn (Standard Metrics): Đánh giá mức độ hội tụ tổng quát giữa đám mây điểm quét hiện thời P_S và mô hình tham chiếu M_T:

Sai số bình phương trung bình (MSE): Xác định khoảng cách Euclidean trung bình giữa N cặp điểm tương ứng sau phép biến đổi **T**:

$$\text{MSE} = (1/N) \sum_{i=1}^{N} \|\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i\|^2 \quad (3)$$

Căn bậc hai sai số bình phương trung bình (RMSE): Cung cấp giá trị sai số dưới đơn vị đo lường metric (mm) nhằm đánh giá độ lệch trung bình của toàn bộ bản quét.

Nhóm chỉ số kháng nhiễu (Robust Metrics): Đánh giá khả năng triệt tiêu tác động từ các điểm ngoại lai (outliers):

Trimmed MSE (t-MSE): Tính toán sai số dựa trên tập hợp con I gồm các cặp điểm có trọng số lỗi thấp nhất:

$$t\text{-MSE} = (1/|I|) \sum_{i \in I} e_i^2, \quad \text{với } I = \{ i \mid e_i \le P_k \} \quad (4)$$

Độ lệch chuẩn kháng nhiễu (R-Std): Đo lường tính ổn định của phép ước lượng trạng thái robot giữa các khung hình liên tiếp.

Chỉ số hiệu năng thời gian (Efficiency Metric): Thời gian xử lý trung bình (T, tính bằng giây) cho mỗi chu kỳ khớp nối, đánh giá mức độ đáp ứng yêu cầu thời gian thực của thuật toán trên các nền tảng nhúng hạn chế về tài nguyên.

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

3.1. Thiết lập môi trường thực nghiệm

Để đánh giá tính khả thi của thuật toán trên các nền tảng phần cứng hạn chế (Low-end Hardware), các thực nghiệm được tiến hành tại Phòng thí nghiệm Robotics, Đại học Hồng Đức với cấu hình thiết bị như sau:

Cảm biến: Lidar RPLIDAR C1 (tần số 10Hz, bán kính quét 12m).

Nền tảng tính toán: Laptop cấu hình thấp (Intel Core i3, RAM 8GB), đại diện cho các máy tính nhúng (Mini PC) thường được sử dụng trên các robot dịch vụ chi phí thấp.

Thực nghiệm được thực hiện trên tập dữ liệu gồm 30 bản ghi Lidar thu tại các vị trí khác nhau, với thời gian xử lý toàn tập xấp xỉ tốc độ thu dữ liệu của cảm biến.

Các tham số tìm kiếm được thiết lập thống nhất nhằm đảm bảo tính công bằng trong quá trình so sánh:

Nhóm phương pháp Coarse-to-Fine (C2F): Sử dụng chiến lược tìm kiếm phân cấp gồm ba mức độ phân giải (Coarse → Medium → Fine).

Nhóm phương pháp truyền thống (Non-C2F): Thiết lập phạm vi tìm kiếm cố định ±5m với bước nhảy 20cm.

Tham số lọc nhiễu: Ngưỡng cắt (Robust threshold) được cố định ở mức 5cm cho các hàm mục tiêu Trimmed và Robust.

3.2. Kịch bản đánh giá và kết quả định lượng

Nghiên cứu tiến hành so sánh trên 16 biến thể thuật toán khác nhau nhằm phân tích độc lập hai yếu tố cốt lõi: *chiến lược tìm kiếm* (C2F so với tìm kiếm toàn cục thông thường) và *hàm mục tiêu* (MSE, MAE, Trimmed, Robust).

Kết quả định lượng chi tiết được trình bày trong Bảng 2, trong đó các phương pháp được sắp xếp theo độ lệch chuẩn sai số (Std) tăng dần.

Bảng 2. So sánh hiệu năng các phương pháp Scan Matching (sắp xếp theo Std tăng dần)

Phương pháp	Std (mm) ↓	Std (%) ↓	MAE (mm) ↓	RMSE (mm) ↓	T (s) ↓
*** C2F-Trim-Robust**	**178.6**	**1.85**	116.4	**182.7**	3.73
C2F-MSE	186.1	2.02	113.8	197.7	**2.79**
C2F-Corr	190.2	2.06	119.6	202.5	3.71
C2F-Robust	190.2	2.06	119.6	202.5	3.71
Correlation	202.5	2.17	134.4	214.9	5.12
Trim-Robust	202.5	2.17	131.2	213.6	5.13
MSE	204.4	2.21	126.8	213.1	3.29
C2F-Trim-MAE	217.2	2.27	103.3	264.0	8.92
C2F-MAE	225.7	2.47	**99.9**	243.6	3.43
MAE	243.9	2.66	106.9	254.6	3.59

Phương pháp	Std (mm) ↓	Std (%) ↓	MAE (mm) ↓	RMSE (mm) ↓	T (s) ↓
C2F-Trim-Corr	248.2	2.71	107.4	259.1	4.12
C2F-Trim-MSE	250.5	2.74	108.2	262.4	4.46
Trim-Corr	251.7	2.74	109.7	259.2	6.06
Trim-MSE	252.7	2.76	110.3	264.8	3.79
Robust	257.2	2.80	108.3	269.1	14.35
Trim-MAE	266.8	2.91	111.4	279.0	3.76
*Ghi chú: Ký hiệu * biểu thị phương pháp chúng tôi đề xuất; ↓ biểu thị giá trị thấp hơn cho kết quả tốt hơn.*					

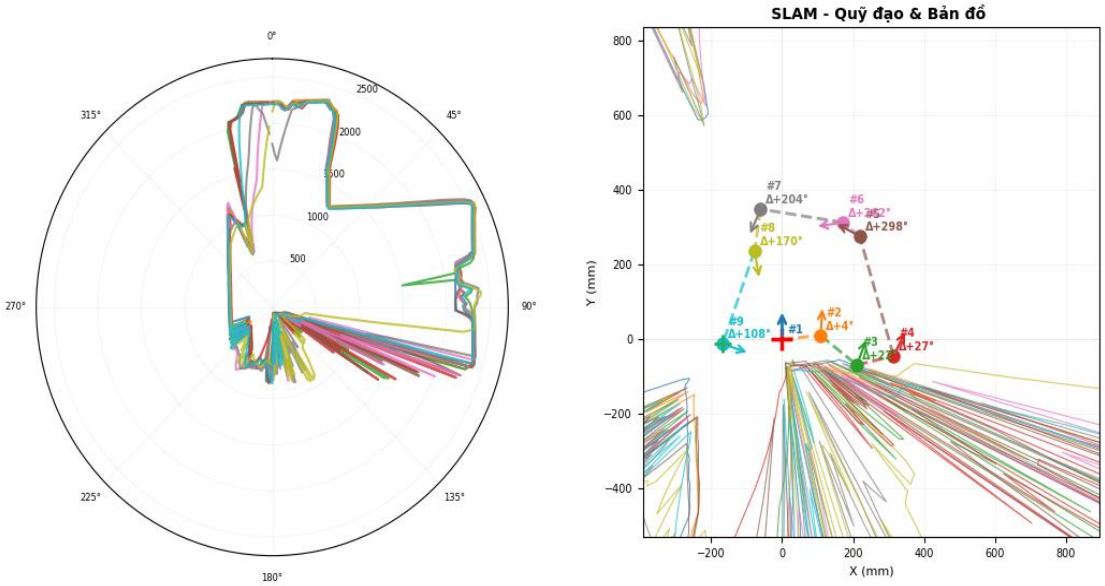
3.3. Phân tích và đánh giá

Dựa trên các kết quả tổng hợp trong Bảng 2, có thể rút ra một số nhận định sau:

Hiệu quả của chiến lược Coarse-to-Fine (C2F). Các phương pháp sử dụng chiến lược C2F, tiêu biểu là *C2F-Trim-Robust*, *C2F-MSE* và *C2F-Corr*, cho thấy ưu thế rõ rệt về cả độ ổn định và chi phí tính toán. Cụ thể, *C2F-MSE* đạt thời gian xử lý nhanh nhất (2.79s), giảm hơn 15% so với phương pháp *MSE truyền thống* (3.29s), mặc dù không gian tìm kiếm hiệu dụng lớn hơn. Điều này chứng minh hiệu quả của chiến lược tìm kiếm phân cấp trong việc loại bỏ sớm các vùng không tiềm năng.

Sự đánh đổi giữa độ chính xác và độ ổn định. Một quan sát đáng chú ý là sự đối lập giữa các hàm mục tiêu MAE và Robust. Phương pháp *C2F-MAE* đạt sai số tuyệt đối trung bình thấp nhất (*MAE* = 99.9mm), cho thấy khả năng khớp điểm rất chính xác trong điều kiện thuận lợi. Tuy nhiên, độ lệch chuẩn của phương pháp này lại tương đối cao (*Std* = 225.7mm), phản ánh sự thiếu ổn định khi môi trường chứa nhiều nhiễu.

Ngược lại, *phương pháp đề xuất C2F-Trim-Robust* chấp nhận sai số MAE cao hơn (116.4mm) nhưng đạt độ ổn định tốt nhất (*Std* = 178.6mm). Trong bài toán SLAM cho robot di động, tính ổn định và khả năng lặp lại của kết quả ước lượng đóng vai trò quan trọng hơn độ chính xác cục bộ tức thời.



Hình 5. Trực quan hóa kết quả Scan Matching với phương pháp C2F-Trim-Robust.

Tóm lại, hệ thống chỉ số đánh giá (Evaluation Metrics) cho thấy sự ổn định vượt trội của phương pháp đề xuất. Sự kết hợp giữa chiến lược tìm kiếm Coarse-to-Fine và hàm mục tiêu kháng nhiễu Trimmed Robust trong phương pháp *C2F-Trim-Robust* mang lại sự cân bằng tối ưu giữa độ ổn định, khả năng kháng nhiễu và thời gian thực thi, cho thấy tiềm năng ứng dụng cho các hệ thống SLAM triển khai trên nền tảng phần cứng cấu hình thấp.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã đề xuất và kiểm chứng thành công một giải pháp Scan Matching hiệu quả dành cho các hệ thống SLAM trên nền tảng phần cứng hạn chế. Bằng cách tích hợp chiến lược tìm kiếm từ thô đến tinh (Coarse-to-Fine) với hàm mục tiêu kháng nhiễu Trimmed Robust, phương pháp đề xuất đã giải quyết được mâu thuẫn giữa độ chính xác, tính ổn định và chi phí tính toán. Các kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp *C2F-Trim-Robust* đạt độ lệch chuẩn thấp nhất (178.6mm) trong số 16 biến thể thuật toán được khảo sát, đồng thời duy trì thời gian thực thi ở mức chấp nhận được (3.73s). Tuy nhiên, so với tần số hoạt động 10 Hz của cảm biến, mức thời gian xử lý này cần tiếp tục được tối ưu để đáp ứng yêu cầu thời gian thực. Khả năng kháng nhiễu động và tránh cực trị địa phương của thuật toán đóng vai trò then chốt giúp nâng cao độ tin cậy của robot dịch vụ trong môi trường thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] S. Thrun, W. Burgard, D. Fox, Probabilistic *Robotics*. Cambridge, MA: MIT Press, 2005.

[2] C. Cadena, L. Carlone, et al., Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age. *IEEE Transactions on Robotics*. 32(6):1309-1332, 2016. DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754.

[3] X. Xu, L. Zhang, J. Yang, et al., A Review of Multi-Sensor Fusion SLAM Systems Based on 3D LIDAR. *Remote Sensing*. 14(12):2835, 2022. DOI: 10.3390/rs14122835.

[4] P. J. Besl and N. D. McKay, A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 14(2):239-256, 1992. DOI: 10.1109/34.121791.

[5] F. Lu and E. Milios, Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping. *Autonomous Robots*. 4(4):333-349, 1997. DOI: 10.1023/A:1008854305733.

[6] S. Kohlbrecher, O. von Stryk, J. Meyer, and U. Klingauf, A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation. *IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics*. pp. 155-160, 2011. DOI: 10.1109/SSRR.2011.6106777.

[7] E. B. Olson, Real-time correlative scan matching. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. pp. 4387-4393, 2009. DOI: 10.1109/ROBOT.2009.5152375.

[8] A. V. Segal, D. Hähnel, and S. Thrun, Generalized-ICP. *Robotics: Science and Systems*. 2009. DOI: 10.15607/RSS.2009.V.021.

[9] W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor, Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. pp. 1271-1278, 2016. DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487258.

[10] Q. Li, S. Chen, C. Wang, X. Li, C. Wen, M. Cheng, and J. Li, LO-Net: Deep Real-Time Lidar Odometry. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. pp. 8465-8474, 2019. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00867.

[11] Y. Cho, G. Kim, and A. Kim, DeepLO*: Geometry-Aware Deep LiDAR Odometry*. arXiv preprint arXiv:1902.10562, 2019.

[12] J. Li, H. Zhan, B. M. Chen, I. Reid, and G. H. Lee, Deep learning for 2D scan matching and loop closure. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. pp. 763-768, 2017. DOI: 10.1109/IROS.2017.8202236.

[13] L. Liu and J. M. Aitken, HFNet-SLAM: An Accurate and Real-Time Monocular SLAM System with Deep Features. *Sensors*. 23(4):2113, 2023. DOI: 10.3390/s23042113.

[14] M. T. Lázaro, R. Capobianco, and G. Grisetti, Efficient Long-term Mapping in Dynamic Environments. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. pp. 153-160, 2018. DOI: 10.1109/IROS.2018.8594310.

[15] D. Chetverikov, D. Svirko, D. Stepanov, and P. Krsek, The Trimmed Iterative Closest Point algorithm. *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. vol. 3, pp. 545-548, 2002. DOI: 10.1109/ICPR.2002.1047997.

[16] J. M. Phillips, R. Liu, and C. Tomasi, Outlier robust ICP for minimizing fractional RMSD. *Proceedings of the 6th International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM)*. pp. 427-434, 2007. DOI: 10.1109/3DIM.2007.39.

[17] X. Wang, Y. Li, Y. Peng, and S. Ying, A Coarse-to-Fine Generalized-ICP Algorithm With Trimmed Strategy. *IEEE Access*. 8:40692-40703, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2976132.

[18] J. Levinson and S. Thrun, Unsupervised Calibration for Multi-beam Lasers. *Springer Tracts in Advanced Robotics*. 79:179-193, 2014. DOI: 10.1007/978-3-642-28572-1_13.

[19] M. Sheehan, A. Harrison, and P. Newman, Automatic Self-calibration of a Full Field-of-View 3D n-Laser Scanner. *Springer Tracts in Advanced Robotics*. 79:165-178, 2014. DOI: 10.1007/978-3-642-28572-1_12.

Tuyên bố về xung đột lợi ích: Các tác giả tuyên bố không có xung đột lợi ích.

Thông tin tài trợ: Nghiên cứu này không nhận được tài trợ từ bên ngoài.