

CÔNG NGHỆ ROBOT DI ĐỘNG: TỔNG QUAN VỀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT, THUẬT TOÁN ĐIỀU KHIỂN VÀ ỨNG DỤNG THỰC TIỄN

Hoàng Sơn¹, Hoàng Anh Dũng², Nguyễn Văn Mạnh²
Email: hoangson@ptit.edu.vn, ORCID: 0009-0001-4258-0475

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 02/12/2025. Ngày phản biện đánh giá: 05/06/2026.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 23/06/2026.

DOI: 10.59266/houjs.2026.1338

Tóm tắt: Robot di động ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong logistics, nông nghiệp, y tế và các môi trường phi cấu trúc, đặt ra yêu cầu cao về định vị, nhận thức môi trường, lập kế hoạch và điều khiển chuyển động. Bài báo này trình bày một tổng quan có cấu trúc về các nền tảng lý thuyết và công nghệ cốt lõi của robot di động, tập trung vào mô hình động học không holonomic, ước lượng trạng thái xác suất, định vị và lập bản đồ đồng thời (Simultaneous Localization and Mapping - SLAM), lập kế hoạch đường đi, hợp nhất cảm biến và các chiến lược điều khiển. Các nhóm phương pháp được phân loại và so sánh theo nguyên lý hoạt động, nguồn cảm biến, độ bền vững, khả năng xử lý môi trường động và yêu cầu tính toán. Kết quả tổng hợp cho thấy không tồn tại một giải pháp tối ưu cho mọi môi trường: các cấu hình phát hiện và đo khoảng cách bằng ánh sáng (Light Detection and Ranging - LiDAR) kết hợp quán tính hoặc hợp nhất đa cảm biến có lợi thế trong môi trường nông nghiệp và ngoài trời biến đổi, trong khi robot hoạt động trong y tế cần ưu tiên định vị ổn định, nhận biết đối tượng động và ràng buộc an toàn. Điều khiển dự báo mô hình (Model Predictive Control - MPC) phù hợp với các bài toán cần xử lý đồng thời bám quỹ đạo và các ràng buộc trạng thái/đầu vào, nhưng có chi phí tính toán cao hơn các bộ điều khiển cổ điển. Bài báo đồng thời cập nhật các xu hướng gần đây gồm điều hướng dựa trên mô hình ngôn ngữ/thị giác-ngôn ngữ, điều hướng học đầu-cuối và học liên kết cho hệ đa robot, qua đó đề xuất các định hướng lựa chọn công nghệ cho robot di động thế hệ mới.

Từ khóa: hợp nhất cảm biến, lập kế hoạch đường đi, robot di động, SLAM, trí tuệ nhân tạo

I. Đặt vấn đề

Trong hai thập kỷ qua, sự phát triển đồng thời của khoa học máy tính, cảm biến, hệ thống nhúng và thuật toán học máy đã thúc đẩy mạnh mẽ năng lực tự chủ của robot di động. Từ các xe tự hành

dẫn hướng (Automated Guided Vehicle - AGV) chủ yếu di chuyển theo tuyến hoặc dấu dẫn hướng xác định trước, nhiều nền tảng hiện nay đã phát triển thành robot di động tự hành (Autonomous Mobile Robot - AMR) có khả năng tự định vị, nhận thức môi trường, lập kế hoạch và

¹ Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, Hà Nội, Việt Nam

² Trường Đại học Mở Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam

điều chỉnh chuyển động trong không gian thay đổi theo thời gian (Siegwart & cộng sự, 2011; Al Mahmud & cộng sự, 2024).

Không giống như các cánh tay robot công nghiệp được cố định tại một tọa độ không gian để thực hiện các chuỗi thao tác lặp lại, robot di động sở hữu bậc tự do tịnh tiến, cho phép chúng mở rộng không gian làm việc vô hạn (Arkin, 1998). Thuộc tính này đi kèm với yêu cầu khắt khe về khả năng nhận thức ngữ cảnh và khả năng ra quyết định tự chủ (Khan & cộng sự, 2021). Khả năng tự chủ này không tự nhiên sinh ra mà là kết quả của việc giải quyết thành công bài toán tích hợp cảm biến đa phương thức và xử lý dữ liệu nhiều trong điều kiện thời gian thực.

Thách thức lớn nhất đối với một hệ thống robot di động hiện đại không đơn thuần nằm ở thiết kế cơ khí mà ở kiến trúc phần mềm xử lý thông tin (Corke, 2017). Dữ liệu từ môi trường thực luôn chứa đựng sự không chắc chắn, nhiễu đo lường và các chướng ngại vật động. Do đó, việc ứng dụng các mô hình xác suất và mạng nơ-ron học sâu trở thành phương thức tất yếu để giúp robot hiểu được môi trường xung quanh (Thrun & cộng sự, 2021).

Bên cạnh đó, việc nhúng robot vào các hệ thống không gian mạng - vật lý và Internet vạn vật đã mở ra khả năng phối hợp bầy đàn (Yang & cộng sự, 2022). Nghiên cứu này được thực hiện nhằm hệ thống hóa lại toàn bộ các phương pháp luận, công nghệ lõi và những nút thắt kỹ thuật đang cản trở bước tiến của robot tự hành trong thực tiễn, từ đó làm cơ sở cho các thiết kế kỹ thuật tiên tiến tiếp theo.

II. Cơ sở lý thuyết

2.1. Phân loại và mô hình hóa hệ thống

Hệ thống robot di động là một hệ cơ điện tử tích hợp cơ cấu cơ khí, hệ truyền động, cảm biến, bộ chấp hành, bộ điều khiển và phần mềm. Dựa trên cơ chế di chuyển, robot có thể được phân thành robot bánh xe, robot bánh xích, robot chân và các cấu trúc lai. Robot bánh xe được sử dụng phổ biến nhờ cấu trúc tương đối đơn giản và hiệu suất chuyển động cao; robot bánh xích phù hợp hơn với địa hình không bằng phẳng, trong khi robot chân và cấu trúc lai có khả năng vượt chướng ngại vật tốt nhưng yêu cầu hệ thống cơ khí và điều khiển phức tạp hơn (Siciliano & cộng sự, 2009).

Việc lập kế hoạch và điều khiển chuyển động cần dựa trên mô hình toán học của robot. Trong không gian hai chiều, trạng thái robot bánh xe có thể biểu diễn bởi $\mathbf{q} = [x, y, \theta]^T$, trong đó x, y là vị trí và θ là góc hướng. Mô hình động học mô tả quan hệ giữa trạng thái và vận tốc, trong khi mô hình động lực học xét thêm ảnh hưởng của khối lượng, quán tính, ma sát, lực và mô-men tác động (Kelly, 2013). Đối với nhiều cấu hình robot bánh xe, các ràng buộc về hướng chuyển động dẫn đến tính chất không Holonomic, được trình bày trong mục tiếp theo.

2.2. Ràng buộc không Holonomic

Robot bánh xe thường chịu ràng buộc không Holonomic, tức là các ràng buộc về vận tốc không thể tích phân thành ràng buộc vị trí thuần túy (LaValle, 2006). Với robot chuyển động trên mặt phẳng có trạng thái $\mathbf{q} = [x, y, \theta]^T$, điều kiện không trượt ngang có thể biểu diễn:

$$-\sin \theta \dot{x} + \cos \theta \dot{y} = 0,$$

hay tổng quát: $\mathbf{A}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} = 0$.

Do đó, robot truyền động vi sai không thể tịnh tiến tức thời theo phương ngang mà phải kết hợp chuyển động tiến/lùi và quay, làm tăng độ phức tạp của bài toán lập kế hoạch và điều khiển chuyển động (Borenstein & cộng sự, 1996).

2.3. Biểu diễn dữ liệu dưới dạng xác suất

Trong môi trường thực, trạng thái của robot luôn tồn tại độ không chắc chắn do nhiều cảm biến và sai số mô hình. Vì vậy, trạng thái thường được biểu diễn bằng phân bố xác suất và cập nhật theo khung lọc Bayes (Thrun & cộng sự, 2021). Quá trình gồm bước dự đoán:

$$\bar{bel}(x_t) = \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) bel(x_{t-1}) dx_{t-1},$$

và bước cập nhật theo phép đo:

$$bel(x_t) = \eta p(z_t | x_t) \bar{bel}(x_t),$$

trong đó x_t , u_t , z_t lần lượt là trạng thái, đầu vào điều khiển và dữ liệu cảm biến; η là hệ số chuẩn hóa. Khung này là cơ sở của các phương pháp ước lượng trạng thái như bộ lọc Bộ lọc Kalman mở rộng

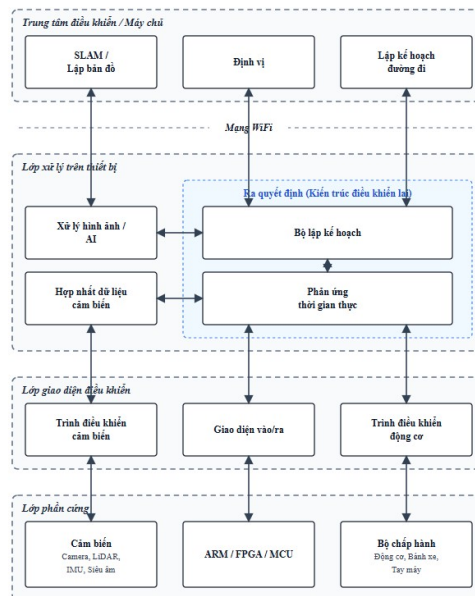
(Extended Kalman Filter - EKF) và bộ lọc hạt (Particle Filter - PF).

III. Phương pháp nghiên cứu

Bài báo sử dụng phương pháp tổng quan tài liệu có cấu trúc nhằm hệ thống hóa các nền tảng lý thuyết, thuật toán và xu hướng công nghệ của robot di động. Các công trình được thu thập từ các cơ sở dữ liệu khoa học, với các nhóm từ khóa liên quan đến mobile robot, SLAM, path planning, sensor fusion, model predictive control và learning-based navigation. Các tài liệu nền tảng được sử dụng để trình bày cơ sở lý thuyết, trong khi các công trình gần đây được ưu tiên để phân tích xu hướng và khả năng ứng dụng.

Các phương pháp được tổng hợp và so sánh theo nguyên lý hoạt động, yêu cầu cảm biến, độ bền vững, khả năng xử lý môi trường động, chi phí tính toán và phạm vi ứng dụng. Trên cơ sở đó, bài báo phân tích khả năng lựa chọn công nghệ cho các môi trường điển hình như nông nghiệp và y tế.

3.1. Kiến trúc hệ thống điều khiển cấp bậc



Hình 1. Kiến trúc hệ thống điều khiển robot di động

Kiến trúc phần mềm là bộ não điều phối mọi hoạt động của robot. Để giải quyết mâu thuẫn giữa lập kế hoạch dài hạn và yêu cầu tránh va chạm tức thời, hệ thống lai thường được áp dụng (Chen & cộng sự, 2022). Cấu trúc này chia hệ thống thành phân hệ chính (hình 1). Hệ thống điều khiển robot này được thiết kế theo kiến trúc phân lớp, từ phần cứng cảm biến và bộ chấp hành đến các tầng xử lý và trung tâm điều khiển. Dữ liệu được hợp nhất và phân tích, sau đó truyền qua mạng để phục vụ định vị, lập bản đồ và hoạch định đường đi. Cấu trúc này đảm bảo khả năng ra quyết định tự động với phản ứng thời gian thực, đáp ứng yêu cầu vận hành chính xác và ổn định.

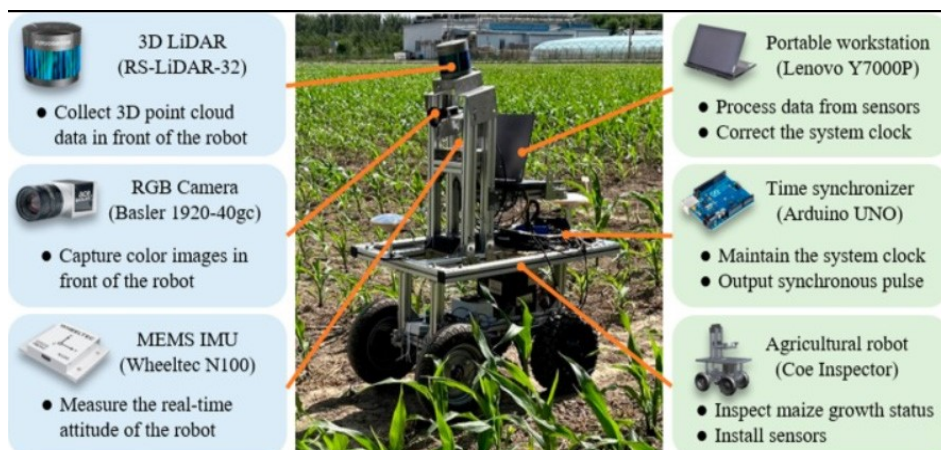
3.2. Định vị và Lập Bản đồ Đồng thời (SLAM)

SLAM giải quyết đồng thời hai nhiệm vụ: ước lượng vị trí của robot và xây dựng bản đồ môi trường chưa biết dựa trên dữ liệu cảm biến (Durrant-Whyte & Bailey, 2006). Các nguồn dữ liệu thường được sử dụng gồm camera, phát hiện và đo khoảng cách bằng ánh sáng (Light Detection and Ranging - LiDAR) và đơn vị đo quán tính (Inertial Measurement Unit - IMU),

từ đó ước lượng trạng thái và quỹ đạo chuyển động của robot (Leonard & Durrant-Whyte, 1991).

Một cấu hình đa cảm biến điển hình được minh họa trong Hình 2, trong đó LiDAR cung cấp thông tin hình học, camera khai thác đặc trưng thị giác và IMU cung cấp dữ liệu chuyển động quán tính. Việc đồng bộ và hợp nhất các nguồn dữ liệu này giúp tăng độ tin cậy của quá trình định vị, đặc biệt trong các môi trường có điều kiện quan sát biến đổi.

Các phương pháp SLAM đã phát triển từ hướng dựa trên bộ lọc sang tối ưu hóa đồ thị nhằm giảm sai số tích lũy và cải thiện tính nhất quán toàn cục (Grisetti & cộng sự, 2010). SLAM thị giác sử dụng camera, điển hình như ORB-SLAM và LSD-SLAM, có ưu điểm về chi phí cảm biến và lượng thông tin môi trường nhưng nhạy với điều kiện chiếu sáng và đặc trưng cảnh (Mur-Artal & cộng sự, 2015; Campos & cộng sự, 2021). Ngược lại, SLAM dựa trên LiDAR có độ ổn định hình học cao hơn nhưng yêu cầu phần cứng và tài nguyên tính toán lớn hơn. Cơ chế phát hiện vòng lặp giúp hiệu chỉnh sai số tích lũy khi robot quay lại khu vực đã quan sát trước đó (Endres & cộng sự, 2014).



Hình 2. Hệ thống cảm biến và nhận thức về môi trường cho robot di động (Ban & cộng sự, 2024)

3.3. Thuật toán Lập kế hoạch đường đi

Sau khi định vị và xây dựng bản đồ, robot cần xác định quỹ đạo từ vị trí hiện tại đến mục tiêu. Bài toán lập kế hoạch đường đi thường được chia thành hai mức: toàn cục và cục bộ (Kavraki & cộng sự, 1996).

Lập kế hoạch toàn cục: sử dụng bản đồ đã biết để xác định đường đi đến mục tiêu. Các thuật toán tìm kiếm trên đồ thị như Dijkstra và A* có khả năng xác định đường đi tối ưu theo hàm chi phí đã lựa chọn, trong khi cây ngẫu nhiên khám phá nhanh (Rapidly-exploring Random Tree - RRT) phù hợp với không gian trạng thái liên tục hoặc có nhiều ràng buộc. Biến thể RRT* bổ sung cơ chế tối ưu dần chất lượng đường đi (Karaman & Frazzoli, 2011).

Lập kế hoạch cục bộ: liên tục cập nhật dữ liệu cảm biến để bám quỹ đạo toàn cục và tránh các chướng ngại vật mới xuất hiện. Các phương pháp như trường thế nhân tạo (Artificial Potential Field - APF) và cửa sổ động (Dynamic Window Approach - DWA) có thể tạo trực tiếp lệnh vận tốc tuyến tính $\mathbf{v}$ và vận tốc góc ω cho robot (LaValle, 2006).

3.4. Hợp nhất Thông tin

Một loại cảm biến riêng lẻ thường khó đáp ứng đồng thời yêu cầu về độ chính xác, tần số cập nhật và độ bền vững trong mọi điều kiện. IMU có tần số lấy mẫu cao nhưng sai số có thể tích lũy theo thời gian, trong khi LiDAR cung cấp thông tin hình học chính xác nhưng có chi phí phần cứng và tính toán cao hơn (Nuchter & cộng sự, 2008). Vì vậy, các phương pháp hợp nhất cảm biến được sử dụng để khai thác tính bổ sung giữa nhiều nguồn dữ liệu.

Các phương pháp phổ biến gồm bộ lọc Kalman mở rộng (Extended Kalman Filter - EKF) và bộ lọc Kalman không dấu (Unscented Kalman Filter - UKF), cho phép kết hợp dữ

liệu từ IMU, LiDAR, camera và các cảm biến khác nhằm nâng cao độ chính xác và độ ổn định của quá trình ước lượng trạng thái (Li & cộng sự, 2021; Zhao & cộng sự, 2022)

3.5. Chiến lược điều khiển bám quỹ đạo

Bộ điều khiển bám quỹ đạo có nhiệm vụ chuyển đổi quỹ đạo tham chiếu thành tín hiệu điều khiển cho hệ truyền động. Bộ điều khiển tỷ lệ - tích phân - vi phân (Proportional-Integral-Derivative - PID) có ưu điểm về cấu trúc đơn giản và chi phí tính toán thấp, trong khi điều khiển trượt (Sliding Mode Control - SMC) có khả năng tăng độ bền vững trước nhiễu và bất định mô hình. Điều khiển dự báo mô hình (Model Predictive Control - MPC) cho phép dự đoán trạng thái tương lai và xử lý trực tiếp các ràng buộc trong quá trình tối ưu (Wang & cộng sự, 2020).

Hàm mục tiêu tổng quát của MPC có thể biểu diễn:

$$\min_{\mathbf{u}} J = \sum_{i=0}^{N-1} [\|\mathbf{x}_{k+i} - \mathbf{x}_{ref,k+i}\|_Q^2 + \|\mathbf{u}_{k+i}\|_R^2]$$

với các ràng buộc:

$$\mathbf{x}_{k+i+1} = f(\mathbf{x}_{k+i}, \mathbf{u}_{k+i}), \mathbf{x}_{k+i} \in \mathcal{X}, \mathbf{u}_{k+i} \in \mathcal{U},$$

trong đó N là chân trời dự báo, $\mathbf{x}_{ref}$ là trạng thái tham chiếu và $\mathbf{u}$ là đầu vào điều khiển. MPC có ưu điểm khi cần xử lý đồng thời bài toán bám quỹ đạo và các giới hạn vận tốc hoặc cơ cấu chấp hành, nhưng yêu cầu tính toán cao hơn các bộ điều khiển cổ điển. Bên cạnh đó, học tăng cường (Reinforcement Learning - RL) cho phép robot học chính sách điều khiển thông qua hàm phần thưởng, song vẫn tồn tại thách thức về dữ liệu huấn luyện, khả năng tổng quát hóa và an toàn (Kiumarsi & cộng sự, 2022).

3.6. So sánh các phương pháp SLAM và điều khiển

Trên cơ sở các phương pháp đã phân tích, Bảng 1 tổng hợp một số nhóm

thuật toán tiêu biểu theo ưu điểm, hạn chế, yêu cầu tính toán và phạm vi ứng dụng. Việc so sánh cho thấy không tồn tại một phương pháp tối ưu cho mọi hệ thống

robot di động; lựa chọn thuật toán phụ thuộc vào đặc điểm môi trường, yêu cầu độ chính xác, khả năng tính toán và các ràng buộc vận hành.

Bảng 1. So sánh một số phương pháp SLAM và điều khiển robot di động

Nhóm	Phương pháp	Ưu điểm	Hạn chế	Tính toán	Phạm vi phù hợp
SLAM	EKF-SLAM	Cập nhật trực tuyến, cấu trúc rõ	Khó mở rộng	Trung bình-cao	Môi trường nhỏ
SLAM	Graph-SLAM	Giảm drift, loop closure tốt	Tối ưu tốn tài nguyên	Cao	Môi trường lớn
SLAM	Visual SLAM	Chi phí cảm biến thấp	Nhạy ánh sáng	Trung bình-cao	Indoor
SLAM	LiDAR-Inertial	Chính xác, ít phụ thuộc ánh sáng	Chi phí cao	Cao	Outdoor, nông nghiệp
Điều khiển	PID	Đơn giản, nhẹ	Khó xử lý ràng buộc	Thấp	Hệ đơn giản
Điều khiển	SMC	Bền vững với bất định	Có thể chattering	Thấp-TB	Hệ phi tuyến
Điều khiển	MPC/NMPC	Xử lý trực tiếp ràng buộc	Tính toán cao	Cao	Nông nghiệp, y tế
Học máy	RL/DRL	Khả năng thích nghi	Khó bảo đảm an toàn	Cao	Môi trường động

Có thể thấy các phương pháp SLAM dựa trên thị giác có ưu thế về chi phí cảm biến nhưng phụ thuộc mạnh vào điều kiện quan sát, trong khi LiDAR-Inertial SLAM phù hợp hơn với môi trường ngoài trời và nông nghiệp có ánh sáng biến đổi. Đối với lớp điều khiển, PID và SMC có lợi thế về chi phí tính toán, còn MPC/NMPC phù hợp với các hệ thống cần xử lý đồng thời bám quỹ đạo và nhiều ràng buộc. Các phương pháp RL/DRL có khả năng thích nghi cao nhưng vẫn cần giải quyết các vấn đề về an toàn và khả năng tổng quát hóa.

IV. Kết quả và thảo luận

4.1. Phạm vi ứng dụng thực tiễn

Robot di động ngày càng được ứng dụng trong nhiều môi trường ngoài sản xuất công nghiệp. Trong logistics và sản xuất, robot di động tự hành (Autonomous Mobile Robot - AMR) được sử dụng để vận chuyển, phân loại và cấp phát vật tư, góp phần nâng cao mức độ tự động hóa trong kho và nhà máy (Khan & cộng sự, 2021).

Trong nông nghiệp thông minh, robot có thể kết hợp camera, LiDAR và IMU để nhận biết hàng cây, lập bản đồ, giám sát cây trồng và hỗ trợ các nhiệm vụ như phun chính xác hoặc thu hoạch. Hợp nhất đa cảm biến giúp tăng độ ổn định khi robot làm việc trong điều kiện ánh sáng, địa hình và thảm thực vật biến đổi (Ban & cộng sự, 2024).

Trong y tế, robot di động được ứng dụng cho vận chuyển thuốc, mẫu xét nghiệm và vật tư trong bệnh viện. Môi trường này đặt ra yêu cầu cao về định vị chính xác, tránh chướng ngại vật động và an toàn khi hoạt động cùng con người (Rondoni & cộng sự, 2024).

Trong cứu hộ và môi trường khắc nghiệt, robot bánh xích hoặc cấu trúc lai có thể hỗ trợ thăm dò, thu thập dữ liệu và lập bản đồ tại những khu vực nguy hiểm hoặc khó tiếp cận đối với con người (Siegwart & cộng sự, 2011).

Từ các đặc điểm trên, không tồn tại một cấu hình tối ưu cho mọi ứng dụng.

LiDAR-IMU hoặc hợp nhất LiDAR-camera-IMU phù hợp với môi trường nông nghiệp có điều kiện quan sát biến đổi, trong khi robot y tế cần ưu tiên khả năng nhận biết chướng ngại vật động và các ràng buộc an toàn. Đối với lớp điều khiển, PID có lợi thế về độ đơn giản, còn MPC phù hợp hơn khi cần xử lý đồng thời bám quỹ đạo và các ràng buộc trạng thái hoặc đầu vào.

Nghiên cứu của Ban và cộng sự năm 2024 thực sự sử dụng Camera-LiDAR-IMU trong môi trường hàng ngô và cho thấy hợp nhất đa cảm biến cải thiện khả năng xác định đường dẫn trong điều kiện ánh sáng, địa hình và chướng ngại vật biến đổi. Nghiên cứu benchmark robot tự hành trong bệnh viện của Rondoni và cộng sự (2024) cũng trực tiếp xem xét bài toán điều hướng (navigation) trong môi trường y tế.

4.2. Các thách thức kỹ thuật tồn tại

Mặc dù đã đạt nhiều tiến bộ, robot di động vẫn đối mặt với ba thách thức chính. Thứ nhất, sự thay đổi của ánh sáng, địa hình và chướng ngại vật động có thể làm suy giảm độ chính xác của quá trình nhận thức và định vị (Corke, 2017). Thứ hai, SLAM độ phân giải cao và các thuật toán học sâu yêu cầu tài nguyên lớn từ bộ xử lý trung tâm (Central Processing Unit - CPU) và bộ xử lý đồ họa (Graphics Processing Unit - GPU), tạo ra sự đánh đổi giữa hiệu năng tính toán và thời gian hoạt động của robot (Chen & cộng sự, 2022). Thứ ba, việc bảo đảm an toàn và độ tin cậy khi robot tương tác với con người vẫn là yêu cầu quan trọng, đặc biệt đối với các phương pháp điều khiển dựa trên học máy.

4.3. Xu hướng công nghệ mới

Các nghiên cứu gần đây đang mở rộng điều hướng robot theo ba hướng chính. Thứ nhất, mô hình ngôn ngữ lớn (Large Language Model - LLM) và mô hình

thị giác-ngôn ngữ (Vision-Language Model - VLM) được tích hợp nhằm hỗ trợ robot hiểu chỉ dẫn ngôn ngữ và lập kế hoạch ở mức ngữ nghĩa (Wu & cộng sự, 2024). Thứ hai, điều hướng học đầu-cuối - (End-to-End Learning) cho phép ánh xạ trực tiếp dữ liệu cảm biến sang hành động điều khiển, giúp giảm sự phụ thuộc vào chuỗi mô-đun truyền thống nhưng đặt ra thách thức về khả năng giải thích và an toàn (Yin & cộng sự, 2024). Thứ ba, học liên kết (Federated Learning - FL) cho phép nhiều robot chia sẻ tri thức thông qua cập nhật mô hình thay vì truyền toàn bộ dữ liệu, phù hợp với các hệ đa robot phân tán nhưng vẫn chịu ảnh hưởng của chi phí truyền thông và sự không đồng nhất của dữ liệu (Gutierrez & cộng sự, 2025).

V. Kết luận

Bài báo đã tổng hợp các nền tảng lý thuyết và công nghệ chính của robot di động, bao gồm mô hình động học, ước lượng trạng thái, SLAM, lập kế hoạch đường đi, hợp nhất cảm biến và điều khiển bám quỹ đạo. Kết quả phân tích cho thấy việc lựa chọn công nghệ cần dựa trên đặc điểm môi trường, yêu cầu độ chính xác, mức độ động của chướng ngại vật và tài nguyên tính toán thay vì sử dụng một giải pháp chung cho mọi ứng dụng.

Đối với nông nghiệp, các cấu hình LiDAR-IMU hoặc hợp nhất đa cảm biến có lợi thế trong điều kiện môi trường biến đổi; trong khi robot y tế cần ưu tiên định vị ổn định, tránh chướng ngại vật động và các ràng buộc an toàn. Các bộ điều khiển cổ điển như PID có ưu điểm về độ đơn giản, còn MPC cho phép xử lý trực tiếp các ràng buộc nhưng yêu cầu tài nguyên tính toán cao hơn. Trong thời gian tới, LLM/VLM, điều hướng học đầu-cuối, FL và điện toán biên được kỳ vọng sẽ

mở rộng khả năng thích nghi của robot di động, song các vấn đề về độ tin cậy, khả năng tổng quát hóa và an toàn vẫn cần tiếp tục được nghiên cứu.

Tài liệu tham khảo

- Al Mahmud, S., Kamarulariffin, A., Ibrahim, A. M., & Haja Mohideen, A. J. (2024). Advancements and Challenges in Mobile Robot Navigation: A Comprehensive Review of Algorithms and Potential for Self-Learning Approaches. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 110(3), Article 120. <https://doi.org/10.1007/s10846-024-02149-5>
- Arkin, R. C. (1998). *Behavior-based robotics*. MIT Press.
- Ban, C., Wang, L., Chi, R., Su, T., & Ma, Y. (2024). A camera-LiDAR-IMU fusion method for real-time extraction of navigation line between maize field rows. *Computers and Electronics in Agriculture*, 223, 109114.
- Borenstein, J., & Feng, L. (1996). Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12(6), 869-880.
- Campos, C., Elvira, R., Rodríguez, J. J. G., Montiel, J. M. M., & Tardós, J. D. (2021). ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 37(6), 1874-1890.
- Corke, P. (2017). *Robotics, vision and control: Fundamental algorithms in MATLAB* (2nd ed.). Springer.
- Durrant-Whyte, H., & Bailey, T. (2006). Simultaneous localization and mapping: Part I. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 13(2), 99-110.
- Endres, F., Hess, J., Sturm, J., Cremers, D., & Burgard, W. (2014). 3-D mapping with an RGB-D camera. *IEEE Transactions on Robotics*, 30(1), 177-187.
- Grisetti, G., Kümmerle, R., Stachniss, C., & Burgard, W. (2010). A tutorial on graph-based SLAM. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2(4), 31-43.
- Gutierrez, G. M., Rincon, J. A., & Julian, V. (2025). Federated learning for collaborative robotics: A ROS 2-based approach. *Electronics*, 14(7), 1323.
- Karaman, S., & Frazzoli, E. (2011). Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research*, 30(7), 846-894.
- Kavraki, L. E., Švestka, P., Latombe, J.-C., & Overmars, M. H. (1996). Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12(4), 566-580.
- Kelly, A. (2013). *Mobile robotics: Mathematics, models, and methods*. Cambridge University Press.
- LaValle, S. M. (2006). *Planning algorithms*. Cambridge University Press.
- Leonard, J. J., & Durrant-Whyte, H. F. (1991). Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (pp. 1442-1447). IEEE.
- Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M., & Tardós, J. D. (2015). ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1147-1163.
- Rondoni, C., Scotto di Luzio, F., Tamantini, C., Tagliamonte, N. L., Chiurazzi, M., Ciuti, G., & Zollo, L. (2024). Navigation benchmarking for autonomous mobile robots in hospital environment. *Scientific Reports*, 14, 18334.
- Siciliano, B., Sciavicco, L., Villani, L., & Oriolo, G. (2009). *Robotics: Modelling, planning and control*. Springer.
- Siegwart, R., Nourbakhsh, I. R., & Scaramuzza, D. (2011). *Introduction to autonomous mobile robots* (2nd ed.). MIT Press.

- Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2005). *Probabilistic robotics*. MIT Press.
- Wang, D., Wei, W., Yeboah, Y., Li, Y., & Gao, Y. (2020). A robust model predictive control strategy for trajectory tracking of omni-directional mobile robots. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 98, 439-453.
- Wu, P., Mu, Y., Wu, B., Hou, Y., Ma, J., Zhang, S., & Liu, C. (2024). VoroNav: Voronoi-based zero-shot object navigation with large language model. In *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*, 235, 53757-53775. PMLR.
- Yang, L., Jiang, J., Gao, X., Wang, Q., Dou, Q., & Zhang, L. (2022). Autonomous environment-adaptive microrobot swarm navigation enabled by deep learning-based real-time distribution planning. *Nature Machine Intelligence*, 4(5), 480-493.
- Yin, Y., Chen, Z., Liu, G., Yin, J., & Guo, J. (2024). Autonomous navigation of mobile robots in unknown environments using off-policy reinforcement learning with curriculum learning. *Expert Systems with Applications*, 247, 123202.

MOBILE ROBOT TECHNOLOGY: A REVIEW OF THEORETICAL FOUNDATIONS, CONTROL ALGORITHMS, AND PRACTICAL APPLICATIONS

Hoang Son¹, Hoang Anh Dung², Nguyen Van Manh²

Abstract: Mobile robots are increasingly deployed in logistics, agriculture, healthcare, and unstructured environments, creating growing demands for localization, environmental perception, path planning, and motion control. This paper presents a structured review of the theoretical foundations and core technologies of mobile robots, including non-holonomic kinematics, probabilistic state estimation, Simultaneous Localization and Mapping (SLAM), path planning, sensor fusion, and trajectory tracking control. The reviewed approaches are classified and compared in terms of operating principles, sensor requirements, robustness, adaptability to dynamic environments, and computational demands. The analysis indicates that no single solution is optimal for all applications. LiDAR-inertial and multi-sensor fusion approaches are particularly suitable for agriculture and outdoor environments with varying operating conditions, whereas healthcare robots require reliable localization, dynamic obstacle avoidance, and strict safety constraints. Model Predictive Control (MPC) is advantageous for applications requiring simultaneous trajectory tracking and explicit handling of state and input constraints, although it involves higher computational cost than conventional controllers. Emerging directions, including Large Language Model/Vision-Language Model-based navigation, end-to-end learning, and federated learning for multi-robot systems, are also discussed.

Keywords: artificial intelligence, mobile robot, path planning, sensor fusion, SLAM

¹ Posts and Telecommunications Institute of Technology, Hanoi, Vietnam

² Hanoi Open University, Hanoi, Vietnam