

**MÔ PHỎNG THUẬT TOÁN ACO PHÂN TẦNG H/F
KẾT HỢP PHEROMONE HAI CHIỀU
CHO BÀI TOÁN TÌM ĐƯỜNG TỐI ƯU TRONG MẠNG ROBOT BẦY ĐÀN**
SIMULATION OF H/F HIERARCHICAL ACO ALGORITHM COMBINED
WITH TWO-WAY PHEROMONE
FOR OPTIMAL PATH FINDING PROBLEM IN SWARM ROBOT NETWORK

Phạm Văn Huy¹, Lê Hùng Lâm², Nguyễn Văn Tiềm²

¹Khoa Điện - Tự động hóa, Trường Đại học Kinh tế Kỹ thuật - Công nghiệp

²Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Giao thông Vận tải Hà Nội

Đến Tòa soạn ngày 16/12/2025, chấp nhận đăng ngày 28/02/2026

Tóm tắt: Bài báo đề xuất một biến thể của thuật toán tối ưu đàn kiến (Ant Colony Optimization - ACO) với cơ chế phân tầng H/F (từ tổ và từ mồi) kết hợp cập nhật pheromone hai chiều. Phương pháp sử dụng thuật toán duyệt theo chiều rộng (BFS) để gán lớp khoảng cách H-layer và F-layer, từ đó thu hẹp không gian tìm kiếm và giảm chi phí tính toán. Các tác nhân di chuyển trong phạm vi cảm biến, lựa chọn đường đi dựa trên phân bố pheromone từ phân tầng H/F, đồng thời cập nhật pheromone theo cả hai hướng đi - về nhằm củng cố đường đi và tăng tốc độ hội tụ. Kết quả mô phỏng cho thấy thuật toán đề xuất xác định được đường đi ngắn nhất khả thi trong môi trường nhiều nút ngẫu nhiên, đồng thời đạt độ ổn định và tốc độ hội tụ cao hơn ACO cổ điển. Cách tiếp cận này hứa hẹn cho các ứng dụng swarm robotics trong tìm kiếm - vận chuyển và có thể mở rộng sang môi trường động hoặc tích hợp với các kỹ thuật tối ưu hóa hiện đại như PSO và Deep Reinforcement Learning.

Từ khóa: Ant Colony Optimization, phân tầng H/F, pheromone ảo, swarm robotics, tìm đường tối ưu.

Abstract: The paper proposes a variant of the Ant Colony Optimization (ACO) algorithm with a H/F hierarchy (from nest and from bait) combined with a bidirectional pheromone update. The method uses a breadth-first search (BFS) algorithm to assign H-layer and F-layer distance classes, thereby narrowing the search space and reducing computational costs. Agents move within the sensor range, select paths based on pheromone distribution from the H/F hierarchy, and simultaneously update pheromones in both directions to strengthen the path and increase the convergence speed. Simulation results show that the proposed algorithm determines the shortest feasible path in a random multi-node environment, while achieving higher stability and convergence speed than the classic ACO. This approach holds promise for swarm robotics applications in search-and-go and can be extended to dynamic environments or integrated with modern optimization techniques such as PSO and Deep Reinforcement Learning.

Keywords: Ant Colony Optimization, H/F stratification, virtual pheromones, swarm robotics, optimal path finding

1. GIỚI THIỆU

Các thuật toán lấy cảm hứng từ tự nhiên, đặc biệt là thuật toán tối ưu đàn kiến (ACO), đã

chứng minh hiệu quả cao trong giải quyết các bài toán tìm đường và tối ưu hóa tổ hợp [1], [2]. Kế thừa nền tảng ACO cổ điển của Dorigo &

Stützle (2004), cơ chế khuếch tán pheromone và quy tắc lựa chọn cạnh được mô hình hóa bằng chuỗi Markov, đảm bảo tính hội tụ gần chắc chắn tới nghiệm tối ưu khi số vòng lặp tiến tới vô hạn [1].

Trong bối cảnh swarm robotics, do robot không thể tiết pheromone sinh học như loài kiến, nhiều nghiên cứu đã phát triển cơ chế pheromone ảo (virtual pheromone) để điều phối hành vi tập thể. Các công trình tiêu biểu như Hoff et al. (2010) và dự án SSR của Harvard đã chứng minh rằng pheromone ảo có thể tái tạo hiệu quả hành vi tìm kiếm và vận chuyển môi [3], [4]. Ngoài ra, cơ chế pheromone-inspired còn được mở rộng sang các ứng dụng như giám sát dưới nước, điều phối UAV và hệ thống phân tán đặc thù, cho thấy tính khả thi và đa dụng của pheromone ảo [5].

Tuy nhiên, ACO cổ điển vẫn tồn tại các hạn chế: (i) dễ hội tụ sớm; (ii) hiệu quả thấp trong môi trường phức tạp, nhiều chướng ngại vật [6]. Các nghiên cứu gần đây đã chỉ ra rằng việc mở rộng ACO theo hướng tìm kiếm hai chiều (bidirectional search) hoặc cấu trúc phân cấp (hierarchical/layered ACO) có thể tăng tốc hội tụ và cải thiện hiệu quả tối ưu hóa [7].

Trên cơ sở đó, đề xuất một biến thể ACO phân tầng H/F. Ý tưởng chính là sử dụng cơ chế phân tầng từ tổ (H-layer) và môi (F-layer) để rút ngắn không gian tìm kiếm, tập trung vào các khu vực tiềm năng và giảm khả năng mắc kẹt trong cực trị cục bộ [8]. Trong mô hình này, mỗi tác nhân (kiến ảo) di chuyển qua đồ thị phân tầng từ tổ $\rightarrow$ môi và ngược lại; pheromone được cập nhật tại các nút, tích lũy dần qua nhiều vòng lặp, từ đó hình thành đường đi tối ưu hai chiều.

Đóng góp chính của bài báo: (i) Đề xuất thuật toán ACO phân tầng H/F giúp giảm độ phức

tạp tính toán và nâng cao hiệu quả hội tụ; (ii) Phát triển cơ chế cập nhật pheromone hai chiều, củng cố đường đi tối ưu tổ $\leftrightarrow$ môi một cách ổn định.

2. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Phân tầng H/F bằng BFS

Mạng robot được mô hình hóa thành một tập hợp các nút ngẫu nhiên trong không gian 2D. Từ vị trí tổ và môi, ta sử dụng BFS (Breadth-First Search - tìm kiếm theo chiều rộng) để xác định khoảng cách các lớp (layer) đến các robot lân cận trong phạm vi cảm biến M_{Sensor} . Giả sử mạng robot được mô hình hóa bởi đồ thị vô hướng $G = (V, E)$ trong đó:

V : tập các robot (bao gồm tổ T và môi F);

E : tập các cạnh, tồn tại khi khoảng cách Eucid giữa hai robot không vượt quá phạm vi cảm biến M_{Sensor} .

Khoảng cách các lớp (layer) được xác định bằng số bước BFS tối thiểu từ một nút nguồn đến các nút khác:

$$H(v) = \min\{\ell \mid \exists T \rightarrow v \text{ qua } \ell \text{ bước BFS}\}, \forall v \in V \quad (1)$$

$$F(v) = \min\{\ell \mid \exists F \rightarrow v \text{ qua } \ell \text{ bước BFS}\}, \forall v \in V \quad (2)$$

Trong đó:

$H(v)$: H-layer của robot v , biểu diễn số bước từ tổ T đến v

$F(v)$: F-layer của robot v , biểu diễn số bước từ môi F đến v

Do vậy: Mọi cạnh hợp lệ $(i, j) \in E$ phải thỏa mãn quan hệ phân tầng:

$$H(j) = H(i) + 1 \quad (3)$$

$$\text{hoặc } F(j) = F(i) + 1 \quad (4)$$

Nhờ điều kiện này, tập cạnh dùng trong tìm đường được rút gọn:

$$E' = \{(i, j) \in E \mid H(j) = H(i) + 1 \vee F(j) = F(i) + 1\} \quad (5)$$

So với tập E ban đầu E' nhỏ hơn rất nhiều, qua đó giúp thuật toán ACO phân tầng H/F giảm số đường đi cần duyệt và rút ngắn thời gian hội tụ

2.2. Di chuyển và cập nhật pheromone

Trong mô hình robot bầy đàn dựa trên thuật toán ACO phân tầng H/F, mỗi kiến ảo có hai pha di chuyển: từ tổ đến mồi và từ mồi về tổ. Cụ thể:

▪ Di chuyển từ tổ đến mồi

Mỗi kiến k bắt đầu từ tổ và di chuyển qua các nút theo lớp H (Food layer).

Quan hệ di chuyển giữa các lớp F được biểu diễn bằng:

$$F_i \rightarrow F_{(i-1)}, i=L_{\max}, L_{\max}-1, \dots, 1$$

Trong đó F_i là lớp hiện tại của kiến và $F_{(i-1)}$ là lớp tiếp theo gần mồi hơn.

▪ Di chuyển từ mồi về tổ

Khi kiến đã đến mồi, nó quay về tổ đi qua các lớp H (Home layer) theo quan hệ:

$$H_i \rightarrow H_{(i-1)}, i=L_{\max}, L_{\max}-1, \dots, 1$$

Quá trình này đảm bảo kiến truyền thông tin về đường đi tối ưu trở lại tổ.

▪ Cập nhật pheromone tại nút

Khi kiến đi qua một nút i , nồng độ pheromone $C_i(t)$ tại nút được tăng lên theo quy tắc:

$$C_i(t+1) = C_i(t) + \Delta C_i(t) \quad (6)$$

Với $\Delta C_i(t) \in \{0, 1\}$

Trong ACO cổ điển (lý thuyết), pheromone thường được mô tả bằng:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_k \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (7)$$

Với ρ là tỉ lệ bay hơi (evaporation) để tránh hội tụ sớm và $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ đóng góp của kiến k [1]

Pheromone này sẽ giúp các kiến khác có khả năng chọn đường đi tối ưu cao hơn trong các vòng lặp tiếp theo.

Pheromone C_i đóng vai trò thông tin cục bộ, cho phép các kiến phối hợp gián tiếp thông qua môi trường.

Việc tăng C_i tại các nút qua lại giúp tăng khả năng chọn đường ngắn nhất từ tổ đến mồi theo thời gian.

2.3. Suy luận đường tối ưu

Sau nhiều vòng di chuyển của các kiến ảo, nồng độ pheromone tại các nút được cập nhật liên tục. Những nút thuộc các đường đi ngắn nhất và hiệu quả nhất sẽ tích lũy lượng pheromone cao hơn nhờ các lượt đi qua nhiều lần, xác định đường đi tối ưu:

▪ Gọi C_i là nồng độ pheromone tại nút i ;

▪ Đường tối ưu từ tổ đến mồi được suy luận bằng cách chọn dãy các nút liên tiếp sao cho:

$$\{i_1, i_2, \dots, i_n = \arg \max_{\text{đường từ tổ đến mồi}} \sum_{j=1}^n C_{ij}\} \quad (5)$$

▪ Tương tự, đường từ mồi về tổ được chọn theo cùng nguyên tắc dựa trên lớp H ;

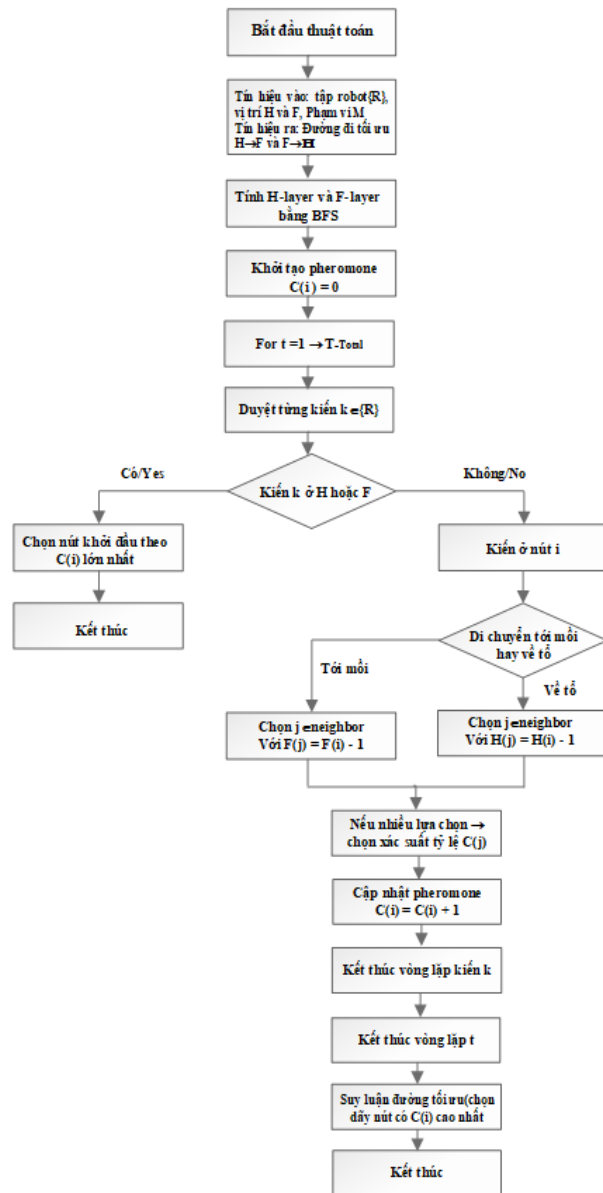
▪ Các nút có nồng độ pheromone cao thể hiện tần suất qua lại lớn, tức là các kiến ưu tiên đi qua các nút này;

▪ Suy luận này giúp mô hình chọn được đường đi tối ưu mà không cần tính toán tất cả các đường khả thi.

Đường đi từ tổ đến mồi (qua lớp F) và từ mồi về tổ (qua lớp H) có thể khác nhau nhưng đều dựa trên pheromone hai chiều, giúp cân bằng giữa tìm kiếm hiệu quả và tối ưu hóa thời gian.

2.4. Thuật toán ACO phân tầng H/F

2.4.1. Lưu đồ thuật toán



Hình 1. Lưu đồ thuật toán ACO phân tầng H/F

2.4.2. Mô tả thuật toán

Tín hiệu vào (Input): tập robot $\{R\}$, vị trí tổ H, môi F, phạm vi cảm biến M.

Tín hiệu ra (Output): đường đi tối ưu từ H→F và F→H.

1. Tính H-layer và F-layer cho tất cả các nút bằng BFS.
2. Khởi tạo pheromone: $C(i) = 0$ cho mọi nút i.

3. For $t = 1 \rightarrow T_{total}$:

For mỗi kiến $k \in \{R\}$:

Nếu kiến k đang ở tổ T hoặc môi F:

Chọn nút khởi đầu theo $C(i)$ lớn nhất trong lớp đầu

Nếu kiến k đang ở nút i:

Nếu di chuyển tới môi:

Chọn nút $j \in \text{neighbor}(i)$ thỏa $F(j) = F(i) - 1$

Nếu quay về tổ:

Chọn nút $j \in \text{neighbor}(i)$ thỏa $H(j) = H(i) - 1$

Nếu có nhiều lựa chọn:

Chọn theo xác suất tỉ lệ với pheromone $C(j)$

Cập nhật pheromone tại nút hiện tại:

$$C(i) = C(i) + 1$$

4. Sau T_{total} vòng lặp:

Chọn đường tối ưu bằng cách đi qua các nút có $C(i)$ cao nhất

Lựa chọn theo lớp giảm dần (từ $F_{max} \rightarrow F_1$ hoặc $H_{max} \rightarrow H_1$).

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

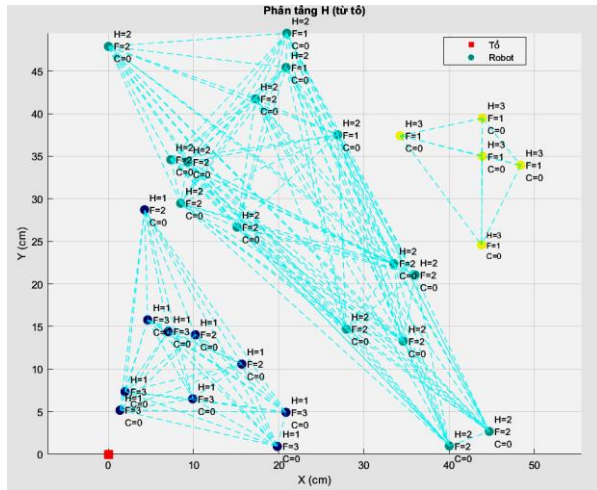
Để đánh giá hiệu quả của thuật toán phân tầng H/F hai chiều, ta tiến hành mô phỏng trên Matlab với các tham số sau:

- Số lượng robot: $N=30$, được phân bố ngẫu nhiên trong miền không gian $[0,50] \times [0,50]$ (đơn vị: cm).
- Phạm vi cảm biến: $M_{sensor} = 30$ cm, tức là một robot chỉ có thể kết nối với các robot khác trong khoảng cách này.
- Số lượng kiến ảo: $M = 1000$.
- Thời gian mô phỏng $T_{max} = 300$ s, bước thời gian rời rạc $\Delta t = 0,5$ s.

Mạng robot được mô hình hóa thành đồ thị vô hướng $G = (V, E)$, trong đó mỗi robot là một nút và một cạnh (i, j) tồn tại khi khoảng cách Euclid giữa hai robot thỏa mãn $d(i, j) \leq M_{sensor}$. Các lớp H/F được xác định bằng BFS

từ vị trí tổ và môi để rút gọn tập cạnh tìm kiếm, qua đó giảm chi phí tính toán khi áp dụng ACO.

■ *Kết quả mô phỏng phân tầng H-layer (từ tổ) như Hình 2*



Hình 2. Phân tầng H-layer từ tổ

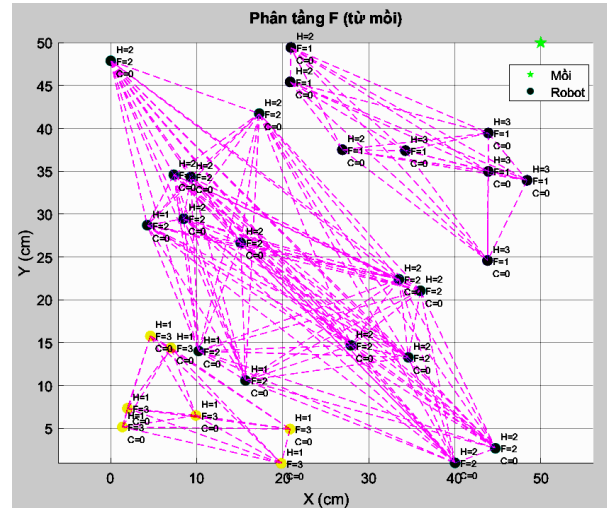
Kết quả mô phỏng trên Hình 2 cho thấy mạng robot được tổ chức thành các lớp H-layer xuất phát từ tổ (tọa độ gốc). Các robot gần tổ hơn có giá trị H nhỏ và được tô màu xanh lam, trong khi các robot ở xa dần có giá trị H lớn và chuyển sang gam màu vàng. Điều này phản ánh chính xác nguyên lý phân tầng dựa trên thuật toán BFS, khi số lớp H tăng dần theo khoảng cách mạng lưới từ tổ.

Các đường nối thể hiện quan hệ lân cận trong phạm vi cảm biến, giúp bảo đảm kết nối toàn cục của mạng. Nhãn đi kèm mỗi robot biểu diễn đồng thời chỉ số H(i) và nồng độ pheromone C(i) tại thời điểm quan sát. Kết quả chứng minh mô hình phân tầng H-layer không chỉ giúp xác định rõ cấu trúc liên kết từ tổ đến các robot mà còn tạo cơ sở để các bước tiếp theo (lan truyền tín hiệu H/F, cập nhật pheromone và tìm đường tối ưu) được thực hiện hiệu quả.

■ *Kết quả mô phỏng phân tầng F-layer (từ môi) như Hình 3*

Kết quả mô phỏng trên Hình 3 thể hiện cấu trúc phân tầng F-layer được xây dựng từ vị trí môi.

Tương tự như H-layer, các robot gần môi có giá trị F nhỏ (màu xanh lam), trong khi các robot xa dần có giá trị F lớn (màu vàng). Điều này xác nhận khả năng định hướng của mô hình khi xuất phát từ môi về phía tổ.



Hình 3. Phân tầng F-layer từ môi

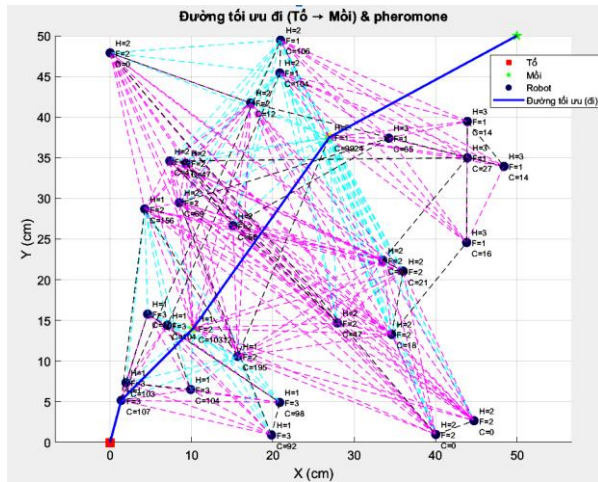
Các cạnh kết nối (màu tím) biểu diễn phạm vi liên lạc giữa các robot, bảo đảm rằng thông tin lan truyền từ môi có thể truyền đi toàn mạng. Các nhãn F(i), C(i) cho thấy hệ thống đồng thời duy trì thông tin lớp F và mức pheromone tại từng nút.

Kết quả cho thấy việc xây dựng song song H-layer và F-layer giúp mô hình duy trì hai hướng lan truyền tín hiệu (tổ → môi và môi → tổ). Đây chính là cơ sở cho quá trình hội tụ pheromone hai chiều, từ đó hình thành đường đi và về tối ưu trong các bước mô phỏng tiếp theo.

■ *Kết quả mô phỏng đường tối ưu đi từ tổ đến môi như Hình 4*

Kết quả cho thấy nồng độ pheromone C_i phân bố không đồng đều trên mạng, tập trung mạnh tại các nút thuộc đường đi tối ưu từ tổ đến môi. Giá trị pheromone cực đại đạt $C_{max} \approx 10342$ tiếp theo là các giá trị cao khác 9924, 195 và 107, đều nằm trên đường tối ưu. Trong khi đó, các nút ngoài hành lang này có giá trị gần như

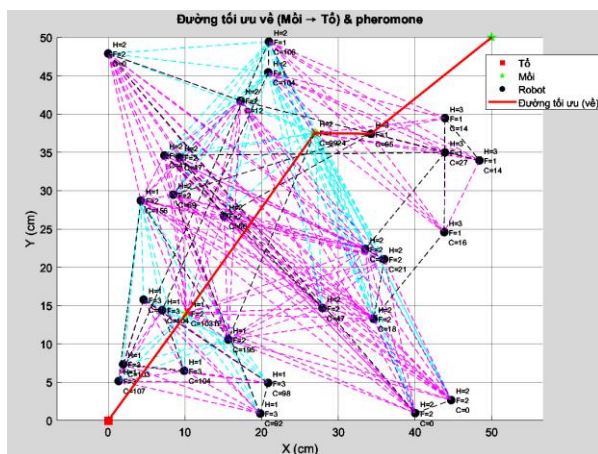
bằng 0.



Hình 4. Đường tối ưu đi từ tổ đến môi

Sự chênh lệch rõ rệt giữa $C_{max} \approx 10^4$ và $C_{max} = 0$ chứng minh khả năng lọc chọn đường hiệu quả của thuật toán ACO phân tầng H/F. Đồng thời, việc hình thành một hành lang pheromone rõ rệt xác nhận cơ chế hội tụ nhanh và ổn định của phương pháp, giúp hệ thống chọn ra đường đi ngắn nhất và hiệu quả nhất trong không gian có nhiều lựa chọn.

▪ *Kết quả mô phỏng đường đi tối ưu từ môi về tổ như Hình 5*



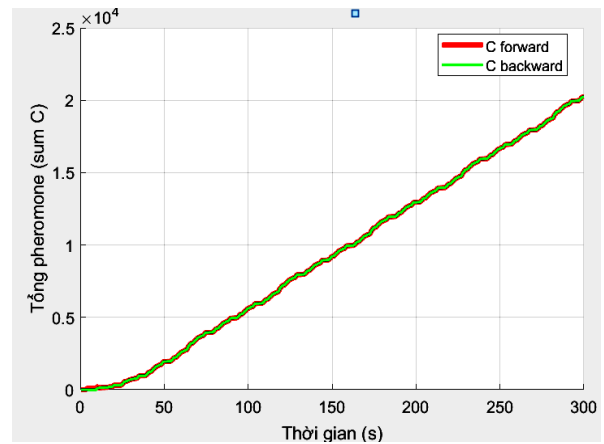
Hình 5. Đường tối ưu đi từ môi về tổ

Mô phỏng cho thấy hệ thống đã tìm được đường tối ưu môi $\rightarrow$ tổ. Giá trị pheromone cực đại đạt $C_{max} = 9924$ tại một nút trung gian trên hành lang tối ưu, trong khi các nút lân cận trên tuyến có giá trị trung bình $C = 65 \div 195$

gần tổ, pheromone phân tán với mức $C = 98 \div 107$ còn ngoài hành lang tối ưu thì gần như triệt tiêu ($C \approx 0$).

Sự chênh lệch rõ rệt giữa giá trị pheromone trên đường tối ưu (10^4) và các khu vực khác (0) khẳng định thuật toán đã hội tụ nhanh, loại bỏ đường không hiệu quả, và duy trì ổn định đường đi tối ưu.

▪ *Kết quả mô phỏng đường đặc tính pheromone theo thời gian Hình 6*



Hình 6. Đường đặc tính pheromone theo thời gian

Hình 6 biểu diễn tổng pheromone C tích lũy theo thời gian trong hai hướng Tổ $\rightarrow$ Môi (forward) đường màu đỏ và Môi $\rightarrow$ Tổ (backward) đường màu xanh lá cây. Kết quả cho thấy:

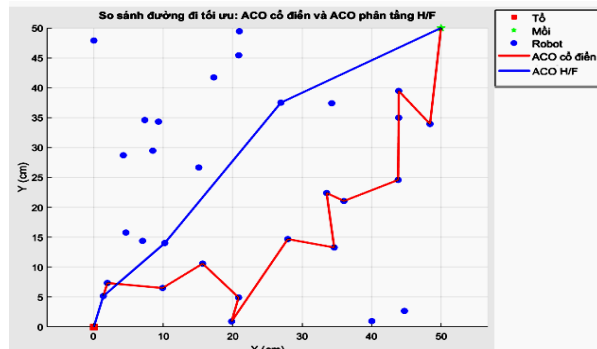
+ Trong thời gian $t = 20$ s đầu, pheromone tăng chậm (dưới 1000 đơn vị), phản ánh giai đoạn khởi tạo khi các kiến ảo bắt đầu phân tán và khám phá không gian tìm kiếm.

+ Từ thời gian $t = (20 \div 100)$ s, tốc độ tích lũy pheromone tăng nhanh đạt khoảng 6000 đơn vị ở cả hai hướng. Giai đoạn này hệ thống bước vào quá trình hội tụ, các lộ trình ngắn dần được củng cố.

+ Sau thời gian $t = 170$ s, tổng pheromone tích lũy đạt khoảng $10.500 \div 11.000$ đơn vị ở cả hai hướng. Hai đường C forward và C backward gần như trùng nhau

Điều này chứng minh thuật toán không chỉ tìm ra đường tối ưu mà còn đảm bảo sự cân bằng hai chiều và tính ổn định lâu dài trong mạng robot bầy đàn.

■ *Kết quả mô phỏng so sánh đường đi tối ưu ACO cổ điển và ACO phân tầng H/F kết hợp pheromone hai chiều như Hình 7*



Hình 7. Đường đi tối ưu ACO cổ điển và ACO phân tầng H/F kết hợp pheromone hai chiều

Hình 7 so sánh đường đi tối ưu giữa ACO cổ điển (đường màu đỏ) và ACO phân tầng H/F kết hợp pheromone hai chiều (đường màu xanh). Kết quả:

+ Với ACO cổ điển: đường đi thu được có dạng zigzag với nhiều khúc ngoặt, tổng chiều dài quãng đường đạt $L_{ACO} = 72,4$ cm. Quá trình hội tụ yêu cầu trung bình 35 vòng lặp, và pheromone phân bố rải rác trên nhiều nút trung gian, dẫn đến chi phí di chuyển cao và độ tin cậy chưa ổn định.

+ Với ACO phân tầng H/F kết hợp pheromone hai chiều: nhờ cơ chế phân lớp H và F kết hợp

lan truyền pheromone hai chiều, đường đi tìm được gần như tuyến tính với tổng chiều dài chỉ $L_{H/F} = 56,7$ cm, ngắn hơn 21,7% so với ACO cổ điển. Thuật toán hội tụ sau trung bình 18 vòng lặp (giảm gần 50%). Pheromone tập trung chủ yếu trên tuyến chính, cho thấy tính ổn định và khả năng loại bỏ hiệu quả các lối đi kém tối ưu.

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã đề xuất và triển khai một mô hình thuật toán tối ưu đàn kiến phân tầng H/F kết hợp pheromone hai chiều trên nền tảng MATLAB. Cách tiếp cận này không chỉ giải quyết được hạn chế của ACO truyền thống trong môi trường phức tạp, mà còn đảm bảo khả năng tìm ra đường đi tối ưu với sự thích nghi hai chiều (từ Tổ đến Môi và ngược lại).

Kết quả mô phỏng cho thấy pheromone dần tập trung tại các nút trung tâm, hình thành lộ trình hội tụ ổn định; đồng thời quá trình lan truyền pheromone theo hai chiều có xu hướng cân bằng, minh chứng tính hiệu quả và độ tin cậy của mô hình. Trong tương lai nghiên cứu sẽ được mở rộng theo các hướng: (i) Tích hợp cơ chế cập nhật pheromone Bayesian nhằm tăng cường khả năng khai thác - khám phá. (ii) So sánh hiệu quả với các thuật toán tối ưu khác như PSO, Dijkstra và các biến thể heuristic lai ghép. (iii) Ứng dụng vào các bài toán thực tế trong điều phối robot bầy đàn, tìm kiếm - cứu hộ và mạng cảm biến không dây.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] M. Dorigo and T. Stützle. *Ant Colony Optimization*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2004, ch. 4, pp. 122–134.
- [2] A. Coloni, M. Dorigo, and V. Maniezzo. Distributed Optimization by Ant Colonies. in *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life (ECAL)*, Paris, France, 1991, pp. 134–142.
- [3] Hoff, N. R., Sagoff, A., Wood, R. J., & Nagpal, R. Two foraging algorithms for robot swarms using only local communication. In *2010 IEEE International Conference on robotics and biomimetics*, pp. 123-130. IEEE, December 2010.

- [4] Sugawara, K., Kazama, T., & Watanabe, T. Foraging behavior of interacting robots with virtual pheromone. In *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*(IEEE Cat. No. 04CH37566) , Vol. 3, pp. 3074-3079, IEEE, September 2004.
- [5] G. Li, C. Chen, C. Geng, M. Li, H. Xu, and Y. Lin, *A pheromone-inspired monitoring strategy using a swarm of underwater robots*, Sensors, vol. 19, no. 19, Art. no. 4089, 2019.
- [6] X. Li, Z. Ruan, Y. Ou, D. Ban, Y. Sun, T. Qin, and Y. Cai. Adaptive Deep Ant Colony Optimization–Asymmetric Strategy Network Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient Algorithm: Path Planning for Mobile Robots in Dynamic Environments. *Electronics*, vol. 13, no. 20, Art. no. 4071, 2024.
- [7] B. J. Fischer. A Hierarchical Approach to Improve the Ant Colony Optimization Algorithm. M.S. thesis, Eastern Washington University, Cheney, WA, USA, EWU Masters Thesis Collection, no. 845, 2023.
- [8] M. Rusin and E. Zaitseva. Hierarchical Heterogeneous Ant Colony Optimization. in Proc. 2012 Federated Conf. *Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, Wroclaw, Poland, 2012, pp. 197–203.

Thông tin liên hệ:

Phạm Văn Huy

Điện thoại: 0947225866 - Email: pvduy@uneti.edu.vn

Khoa Điện - Tự động hóa, Trường Đại học Kinh tế - Kỹ thuật Công nghiệp