

TỐI ƯU HÓA QUỸ ĐẠO UAV DƯỚI CÁC RÀNG BUỘC AN TOÀN BẰNG THUẬT TOÁN PSO VÀ GA

**Đào Thị Ngà¹, Hoàng Trọng Nghĩa^{1*}, Nguyễn Thị Thương¹, Đặng Hoàng Anh¹,
Đỗ Phương Nhung¹, Quách Thị Hạnh¹**
Email: htngghia2@hou.edu.vn

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 02/06/2025

Ngày phản biện đánh giá: 15/08/2025

Ngày bài báo được duyệt đăng: 29/08/2025

DOI: 10.59266/houjs.2025.707

Tóm tắt: Bài toán tối ưu hóa quỹ đạo an toàn cho UAV trong môi trường phức tạp, nơi tồn tại các chướng ngại và các ràng buộc an toàn. Mục tiêu then chốt là xác định quỹ đạo tối ưu, tối thiểu hóa thời gian bay, năng lượng tiêu thụ hoặc độ dài đường đi, đồng thời đảm bảo UAV di chuyển một cách an toàn từ điểm xuất phát đến điểm đích, tránh mọi va chạm và tuân thủ nghiêm ngặt các giới hạn về vận tốc, gia tốc, độ cao. Ứng dụng ba phương pháp tối ưu hóa dựa trên quần thể: Thuật toán tối ưu bầy đàn (PSO), thuật toán di truyền (GA), và một thuật toán lai PSO và GA (PSO-GA-UAV). Điểm mới của nghiên cứu là việc đề xuất và phát triển thuật toán lai PSO - GA - UAV, kỳ vọng tận dụng khả năng khám phá không gian rộng lớn của GA và tốc độ hội tụ nhanh chóng của PSO để đạt được hiệu suất tối ưu hóa vượt trội. Cuối cùng, hiệu suất của cả ba thuật toán sẽ được đánh giá và so sánh dựa trên quỹ đạo, khả năng đáp ứng ràng buộc, tốc độ hội tụ và tính ổn định, hứa hẹn mang lại một phương pháp hiệu quả cho việc lập quỹ đạo an toàn và tối ưu cho UAV trong nhiều ứng dụng thực tế.

Từ khóa: UAV, tối ưu hóa, thuật toán bầy đàn POS, thuật toán di truyền GA, thuật toán lai kết hợp POS và GA

I. Đặt vấn đề

Trong những năm gần đây, sự phát triển nhanh chóng của công nghệ Internet of Things (IoT) và Unmanned Aerial Vehicle (UAV) đã tạo ra nhiều cơ hội ứng dụng mới trong các lĩnh vực như nông nghiệp thông minh, cứu hộ, và

giao thông vận tải. Các UAV không chỉ là công cụ thu thập dữ liệu mà còn có khả năng thực hiện các nhiệm vụ từ tự động hóa đến tính toán phức tạp. Do đó, tối ưu hóa quỹ đạo cho UAV trong môi trường thực tế, nơi tồn tại các chướng ngại vật và ràng buộc an toàn đa dạng, là một thách thức. Mục tiêu là tìm ra

¹ Trường Đại học Mở Hà Nội

quỹ đạo tối ưu, giảm thiểu thời gian bay, năng lượng hoặc độ dài đường đi, đồng thời đảm bảo UAV di chuyển an toàn, tránh va chạm và tuân thủ nghiêm ngặt các giới hạn về vận tốc, gia tốc, độ cao. Nghiên cứu này tập trung vào việc ứng dụng ba thuật toán tối ưu dựa trên thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (PSO), thuật toán di truyền (GA) và thuật toán lai PSO-GA-UAV. Từ đó so sánh hiệu suất của các thuật toán này trong việc tìm kiếm quỹ đạo an toàn và tối ưu, đồng thời đánh giá khả năng đáp ứng các ràng buộc và tốc độ hội tụ của chúng, nhằm cung cấp một phương pháp hiệu quả cho việc lập quỹ đạo UAV trong thực tế.

II. Cơ sở lý thuyết

Tối ưu hóa quỹ đạo an toàn cho UAV trong môi trường phức tạp là một bài toán đa mục tiêu thách thức. Các thuật toán tối ưu hóa quần thể, đặc biệt là thuật toán bầy đàn (PSO), thuật toán di truyền (GA) và thuật toán lai PSO-GA, được ứng dụng để tìm kiếm giải pháp tối ưu trong không gian tìm kiếm đa chiều. PSO nổi bật với ưu điểm dễ triển khai, hội tụ nhanh và ít yêu cầu thông số đầu vào, mô phỏng tìm kiếm trong không gian nhiều chiều (Marini & Walczak, 2015). GA dựa trên nguyên lý tiến hóa tự nhiên của Charles Darwin, mô phỏng quá

trình chọn lọc tự nhiên thông qua các cơ chế chọn lọc, lai ghép và đột biến để tìm kiếm giải pháp khả thi (Lambora, Gupta & Chopra, 2019; Mirjalili & Mirjalili, 2019; Alhijawi & Awajan, 2024). Thuật toán lai PSO-GA được đề xuất nhằm cải thiện hiệu suất tìm kiếm quỹ đạo tối ưu bằng cách kết hợp khả năng khám phá không gian rộng lớn của GA với tốc độ hội tụ nhanh của PSO.

III. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Xây dựng bài toán

Xây dựng một kịch bản hoạt động hiệu quả cho hai UAV nhằm thực hiện nhiệm vụ trong một môi trường phức tạp. Các UAV này được thiết kế để đồng thời di chuyển qua không gian, chủ động tránh các chướng ngại vật tĩnh và động, tránh va chạm giữa các UAV với nhau. UAV sẽ xuất phát từ vị trí xác định đến một vị trí đích cho trước. UAV bắt đầu hành trình với vận tốc bằng không, sau đó vận tốc của UAV sẽ được điều chỉnh một cách linh hoạt theo thời gian dựa trên các thuật toán điều khiển được áp dụng. Mục tiêu chính là tìm ra một biểu đồ vận tốc tối ưu theo thời gian, sao cho UAV có thể đến điểm đích một cách hiệu quả, tối thiểu hóa thời gian bay, tiêu thụ năng lượng, hoặc đáp ứng các tiêu chí hiệu suất khác.

Bảng 1. Thông số hệ thống

Tham số	Giá trị
Số lượng UAV	2
Kích thước bản đồ	100x100 đơn vị
Số lượng chướng ngại vật	10
Chướng ngại vật cố định	1 (Tọa độ (50, 50))
Chướng ngại vật ngẫu nhiên	9 (Bán kính ngẫu nhiên)
Điểm xuất phát UAV 1 (START)	(5, 0)

Tham số	Giá trị
Điểm xuất phát UAV 2 (START2)	(0, 5)
Điểm đích đến UAV 1 (GOAL)	(99, 94)
Điểm đích đến UAV 2 (GOAL2)	(94, 99)
Số lượng điểm trung gian/UAV	5
Tổng số điểm quỹ đạo/UAV	7

Bài toán đặt ra là tìm kiếm đồng thời hai quỹ đạo tối ưu cho hai UAVs, ký hiệu UAV_1 và UAV_2 , hoạt động trong một không gian làm việc **hai chiều** $W \subset \mathbb{R}^2$.

Không gian này sẽ chứa tập hợp các chướng ngại vật tĩnh $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$. UAV_1 cần di chuyển từ điểm xuất phát $S_1 \in W_{free}$ đến điểm đích $G_1 \in W_{free}$, và UAV_2 cần di chuyển từ điểm xuất phát $S_2 \in W_{free}$ đến điểm đích $G_2 \in W_{free}$, nơi $W_{free} = W \setminus$ là không gian tự do.

Mục tiêu tối ưu hóa

Tìm hai quỹ đạo $P_1(t) = (x_1(t), y_1(t))$ và $P_2(t) = (x_2(t), y_2(t))$ cho $t \in [0, T]$, với T là thời gian kết thúc chung (hoặc có thể khác nhau và cần được tối ưu hóa), sao cho cực tiểu hóa hàm chi phí tổng J :

$$J = w_t(T_1 + T_2) + w_o(Jobstacle,1 + Jobstacle,2) + w_c J_{collision} \quad (1)$$

trong đó: T_1 và T_2 là thời gian bay của UAV_1 và UAV_2 tương ứng. $J_{obstacle,i}$ là chi phí liên quan đến độ gần của UAV_i đến các chướng ngại vật, ví dụ:

$$J_{obstacle,i} = \int_0^{T_i} f_{obstacle}(d(P_i(t), O)) dt^{\#} \quad (2)$$

với $d(P_i(t), O)$ là khoảng cách từ vị trí của UAV_i tại thời điểm t đến chướng ngại vật gần nhất, và $f_{obstacle}$ là một hàm phạt tăng khi khoảng cách giảm xuống dưới một ngưỡng an toàn.

$J_{collision}$ là chi phí liên quan đến khả năng va chạm giữa hai UAV:

$$J_{collision} = \int_0^T f_{collision}(d(P_1(t), P_2(t))) dt^{\#} \quad (3)$$

Với $d(P_1(t), P_2(t))$ là khoảng cách giữa hai UAV tại thời điểm t , và $f_{collision}$ là một hàm phạt tăng mạnh khi khoảng cách giữa chúng nhỏ hơn một ngưỡng an toàn và chạm $\delta_{collision}$. w_t , w_o , w_c là các trọng số dương điều chỉnh tầm quan trọng tương đối của thời gian bay, tránh chướng ngại vật và tránh va chạm giữa các UAV.

Các ràng buộc về điểm đầu và điểm cuối:

$$P_1(0) = S_1, P_1(T_1) = G_1 \quad (4)$$

$$P_2(0) = S_2, P_2(T_2) = G_2 \quad (5)$$

Ràng buộc về không gian tự do:

$$P_1(t) \in W_{free}, \forall t \in [0, T_1] \quad (6)$$

$$P_2(t) \in W_{free}, \forall t \in [0, T_2] \quad (7)$$

Ràng buộc về động học (tùy chọn):

$$\text{Giới hạn về vận tốc: } \|\dot{P}_i(t)\| \leq V_{max,i}$$

$$\text{Giới hạn về gia tốc: } \|\ddot{P}_i(t)\| \leq A_{max,i}$$

Ràng buộc tránh va chạm giữa UAV:

$$d(P_1(t), P_2(t)) \geq \delta_{collision}, \quad \forall t \in [0, T] \quad (8)$$

Quỹ đạo của mỗi UAV được biểu diễn bằng một chuỗi các điểm trung gian (checkpoints) $Q_i = q_{i,0}, q_{i,1}, \dots, q_{i,k_i}$, với $q_{i,0} = S_i$ và $q_{i,k_i} = G_i$. Đường đi giữa các điểm trung gian có thể là các đoạn thẳng hoặc các đường cong được tham số hóa. Vận tốc tại mỗi đoạn đường cũng có thể là một biến cần tối ưu hóa.

Các thông số cơ bản được mô tả trong Bảng 1.

3.2. Thuật toán bầy đàn (PSO)

Thuật toán bao gồm một quần thể (swarm) mà mỗi cá thể (particle) đại diện cho một giải pháp trong không gian tìm kiếm. Các cá thể di chuyển trong không gian tìm kiếm và cập nhật vị trí của chúng dựa trên định hướng là vị trí tốt nhất mà mỗi cá thể đã tìm thấy (Pbest) và vị trí tốt nhất mà quần thể đã tìm thấy (Gbest). Vị trí tốt nhất ở đây là vị trí thỏa mãn tốt nhất điều kiện được đưa ra để tối ưu (Jain, Saihpal, Singh, & Singh, 2022). Thuật toán PSO được mô tả dưới đây:

(i) Xác lập hàm mục tiêu và các điều kiện ràng buộc (Wang, Adenutsi, Zhang, Lai & Wang, 2021). Tạo ra một quần thể bao gồm một số lượng các cá thể nhất định với vị trí và tốc độ ngẫu nhiên.

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (9)$$

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1r_1(Pbest_i(t) - X_i(t)) + c_2r_2(Gbest(t) - X_i(t)) \quad (10)$$

Trong đó, X_i , V_i là vị trí và vận tốc của các cá thể thứ i ; c_1 và c_2 là các hệ số gia tốc dương (thường gọi là hệ số nhận thức và hệ số xã hội); r_1 và r_2 là các trị số ngẫu nhiên được lấy từ phân bố đều trong khoảng $[0, 1]$; w là hệ số quán tính; $Pbest_i(t)$ là vị trí tốt nhất mà cá thể i đã đạt được cho đến thời điểm t ; và $Gbest(t)$ là vị trí tốt nhất mà bất kỳ cá thể nào trong quần thể đã đạt được cho đến thời điểm t .

(ii) Đánh giá giá trị mục tiêu cho từng cá thể trong quần thể.

(iii) Đánh giá Pbest và Gbest.

(iv) Cập nhật vận tốc và vị trí của mỗi cá thể. Điều này thúc đẩy sự

hội tụ của quần thể đến các vị trí tối ưu (Meng, 2022)

(v) Thực hiện các bước từ (i) đến (iii) cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng thuật toán.

(vi) Kết thúc.

3.3. Thuật toán di truyền GA

GA mô phỏng quá trình chọn lọc tự nhiên, các cá thể có độ thích nghi cao hơn sẽ có khả năng được lựa chọn để sinh sản, thông qua các cơ chế như lai ghép và đột biến. Lai ghép tạo ra thế hệ mới, trong khi đột biến thực hiện các thay đổi ngẫu nhiên nhằm duy trì sự đa dạng di truyền trong quần thể. Quá trình này lặp đi lặp lại qua nhiều thế hệ, cho phép GA khám phá không gian giải pháp một cách hiệu quả và cải thiện dần chất lượng của các giải pháp (Eshelman, 2018), giúp tìm ra các giải pháp tối ưu trong nhiều lĩnh vực khác nhau, từ kỹ thuật đến khoa học máy tính (Lingaraj, 2016).

Trong bài toán này, chúng ta xây dựng 1 hàm như sau:

$$Fitness = \alpha \cdot \frac{1}{T} + \beta \cdot \frac{1}{E_{total}} - \gamma \cdot e\# \quad (11)$$

Trong đó, T là tổng thời gian bay của UAV; nghịch đảo của tổng thời gian, nghịch đảo của tổng năng lượng tiêu thụ; e là sai số giữa quỹ đạo thực tế và quỹ đạo mục tiêu; α , β , γ là các trọng số điều chỉnh tầm quan trọng của từng yếu tố trong hàm mục tiêu.

Hàm Fitness này sẽ giúp tối ưu hóa giữa việc nhận được nhiều cá thể nhất và dữ liệu lớn nhất thu được. Thuật toán GA có thể được mô tả như sau:

(i) Khởi tạo các tham số (tỷ lệ lai ghép, tỷ lệ đột biến, số lượng cá thể ban

đầu trong quần thể, số thể hệ, số lượng cá thể để xây dựng quần thể tiếp theo).

(ii) Tạo ngẫu nhiên cá thể ban đầu cho quần thể.

(iii) Tính toán mức độ thích nghi của cá thể thông qua hàm Fitness.

(iv) Chọn những cá thể phù hợp từ bước 3.

(v) Lựa chọn ngẫu nhiên giữa các cặp cá thể cha mẹ dựa trên tỷ lệ lai ghép đã định từ bước (i) và thực hiện quá trình lai ghép để tạo ra cá thể con mới.

(vi) Lựa chọn ngẫu nhiên các cá thể cha mẹ dựa trên tỷ lệ đột biến đã định từ bước (i) và thực hiện quá trình đột biến trên các cá thể này.

(vii) Thực hiện các bước từ (iii) đến (vi) cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng của thuật toán.

(viii) Kết thúc.

3.4. Thuật toán kết hợp PSO-GA

Sự kết hợp giữa thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (PSO) và thuật toán di truyền (GA) mang lại nhiều ưu điểm trong tối ưu hóa. GA tăng cường khả năng khám phá không gian nghiệm và duy trì sự đa dạng quần thể, trong khi PSO đẩy nhanh tốc độ hội tụ và khai thác hiệu quả các vùng hứa hẹn. Đặc biệt, toán tử đột biến của GA giúp thuật toán lai tránh rơi vào các cực

trị cục bộ, dẫn đến hiệu suất tổng thể được cải thiện và khả năng tìm kiếm giải pháp tối ưu nhanh hơn so với việc sử dụng từng thuật toán riêng lẻ.

Quy trình của thuật toán lai PSO-GA bao gồm các bước sau:

1. Khởi tạo ngẫu nhiên các cá thể (hạt) với vị trí và vận tốc ban đầu.

2. Tính toán giá trị hàm mục tiêu cho mỗi hạt.

3. Lưu trữ vị trí tốt nhất cá nhân (p_i) và vị trí tốt nhất toàn cục (g).

4. Bắt đầu quá trình lặp tối ưu hóa:

a. Cập nhật vận tốc và vị trí của hạt theo cơ chế PSO.

b. Thực hiện chọn lọc, lai ghép và đột biến theo cơ chế GA để tạo ra các hạt con mới.

c. Tính toán lại độ thích nghi cho các hạt mới.

d. Cập nhật p_i và g nếu có hạt mới có độ thích nghi tốt hơn.

e. Kiểm tra điều kiện dừng.

5. Kết thúc.

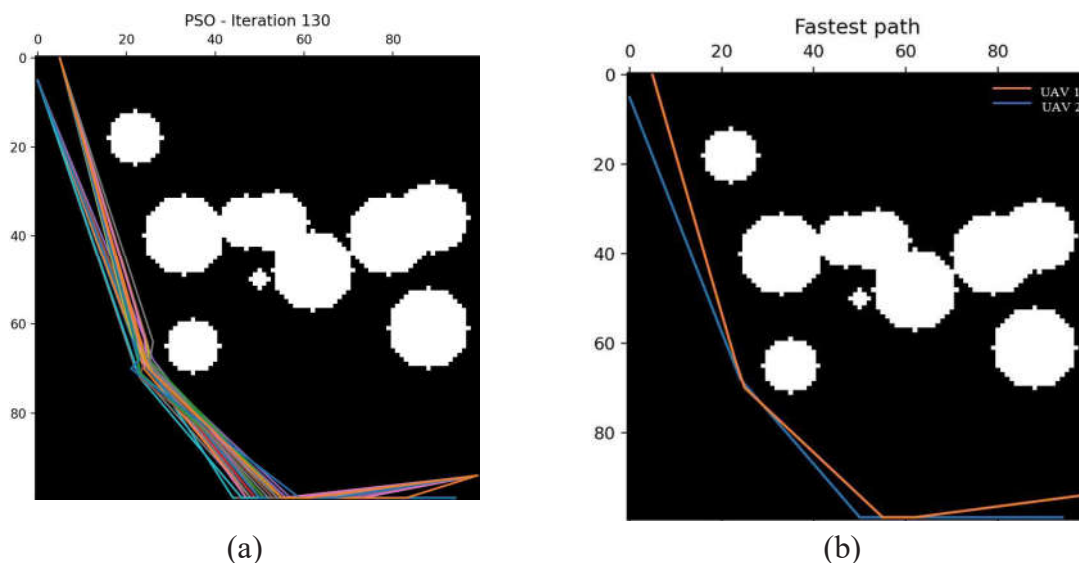
IV. Mô phỏng và kết quả

- Tối ưu hóa quỹ đạo sử dụng PSO

Các tham số chi tiết của thuật toán PSO được mô tả chi tiết dưới Bảng 2.

Bảng 2. Các tham số của thuật toán PSO

Tham số	Giá trị
Số lượng hạt (particles)	30
Số lượng vòng lặp tối đa	420
Hệ số nhận thức (PHIP)	2.0
Hệ số xã hội (PHIG)	2.0
Hệ số quán tính	0,8-0,3
Kiên nhẫn Dừng sớm	50 vòng lặp không cải thiện
Ngưỡng dừng sớm	4 vòng lặp không cải thiện (dừng hẳn thuật toán)
Vận tốc tối đa cho mỗi chiều	12



Hình 1. Kết quả mô phỏng quỹ đạo của UAV khi sử dụng thuật toán PSO

Trong đó, hình 1(a) với các đường đa màu sắc, mỗi màu tương ứng với một lộ trình bay của UAV.

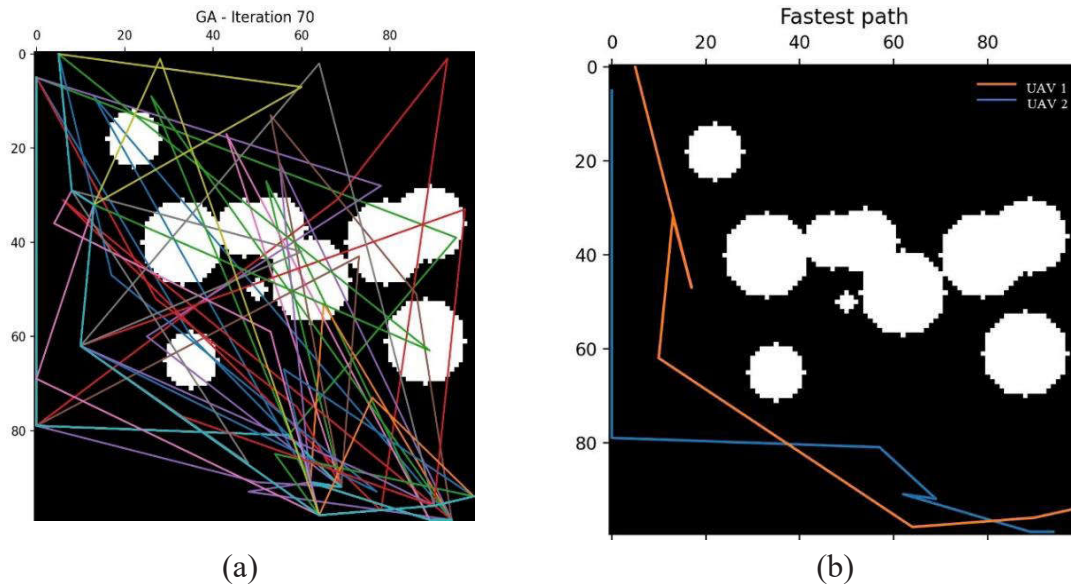
Hình 1(a) biểu diễn kết quả tại vòng lặp thứ 130 của thuật toán PSO, hình ảnh cho thấy trạng thái khám phá tích cực của quần thể 30 hạt. Các quỹ đạo đa dạng về hình dáng hiện sự thăm dò rộng rãi trong không gian tìm kiếm đường đi tránh các vật cản màu trắng. Số hạt bắt đầu có xu hướng di chuyển theo các hành lang an toàn, tránh xa các chướng ngại vật. Sự phân tán của các quỹ đạo cho thấy thuật toán vẫn đang trong giai đoạn tìm kiếm các vùng hứa hẹn, chịu ảnh hưởng bởi cả kinh nghiệm cá nhân của từng hạt ($PHIP = 2,0$) và sự tương tác xã hội, học hỏi từ các hạt khác ($PHIG = 2,0$).

- Tối ưu hóa quỹ đạo sử dụng GA

Bảng 3. Các tham số của thuật toán GA

Tham số	Giá trị
Kích thước quần thể GA	20
Tỷ lệ lai ghép	0,9
Tỷ lệ đột biến	0,1
Số vòng lặp tối đa của GA	280
Kích thước cá thể fitness tốt	50
Số vòng lặp không cải thiện (dừng sớm)	40

Hình 1(b) biểu diễn kết quả tối ưu mà thuật toán PSO đã tìm được sau quá trình hội tụ. Hai đường đi cho hai UAV nổi bật, đảm bảo an toàn giữa các vật cản, kết nối điểm bắt đầu và điểm kết thúc. Thuật toán đã tối thiểu hóa một tiêu chí liên quan đến tốc độ hoặc khoảng cách di chuyển, thể hiện qua một quỹ đạo trực quan không có những đoạn di chuyển thừa. Sự hình thành rõ ràng của 2 đường đi này cho thấy hiệu quả của cơ chế cập nhật vị trí của các hạt, chịu ảnh hưởng bởi hệ số quán tính giảm dần (0,8-0,3) giúp chuyển từ khám phá sang khai thác cục bộ. Kết quả này cho thấy thuật toán PSO đã thành công trong việc tìm ra một giải pháp khả thi và có tính tối ưu cho bài toán tìm đường đi tránh vật cản, có thể sau khi đạt đến vòng lặp tối đa hoặc thỏa mãn điều kiện dừng sớm.



Hình 2. Kết quả mô phỏng quỹ đạo của UAV khi sử dụng thuật toán GA

Trong đó, hình 2(a) với các đường đa màu sắc, mỗi màu tương ứng với một lộ trình bay của UAV.

Với hình 2(a) tại vòng lặp thứ 70 của thuật toán GA, hình ảnh cho thấy sự đa dạng của quần thể các cá thể đang được đánh giá. Với nhiều đường đi khác nhau, nhưng phần lớn trong số đó vẫn còn cắt ngang hoặc đi rất gần các vùng màu trắng biểu thị vật cản. Điều này phản ánh giai đoạn ban đầu của thuật toán, nơi các giải pháp tiềm năng vẫn đang được khám phá và đánh giá dựa trên hàm fitness. Tỷ lệ lai ghép cao (0,9) cho thấy sự kết hợp mạnh mẽ giữa các đặc điểm của các cá thể tốt để tạo ra thế hệ mới, trong khi tỷ lệ đột biến thấp hơn (0,1) đảm bảo sự duy trì các đặc điểm tốt đã được chọn lọc.

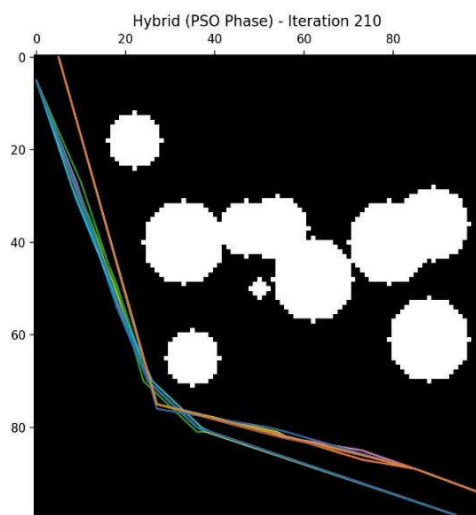
Hình 2(b) biểu diễn quỹ đạo tối ưu nhất mà thuật toán GA đã tìm được sau quá trình tiến hóa. Hai đường cam, xanh thể hiện một đường đi tối ưu của 2 UAV an toàn, tránh được tất cả các vật cản trên đường đi từ điểm bắt đầu đến điểm

kết thúc, đảm bảo an toàn và hiệu quả di chuyển trong môi trường có vật cản. Việc thuật toán dừng lại sau 40 vòng lặp không cải thiện (dừng sớm) cho thấy rằng sau một số lượng lớn các thế hệ mà không có sự cải thiện đáng kể nào về fitness của cá thể tốt nhất, thuật toán đã hội tụ về một giải pháp tối ưu cục bộ.

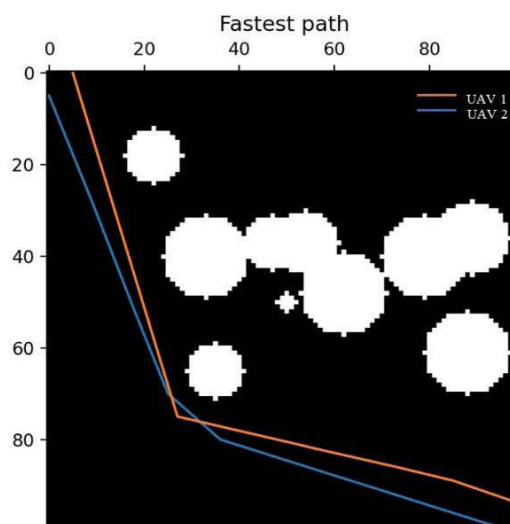
- Tối ưu hóa quỹ đạo sử dụng PSO-GA

Hình 3(a) minh họa trạng thái của quần thể các hạt trong giai đoạn PSO của thuật toán lai tại vòng lặp thứ 210. Sự đa dạng của các quỹ đạo ở giai đoạn này cho thấy thuật toán đang tích cực khám phá không gian giải pháp đa chiều, tìm kiếm đồng thời các lộ trình khả thi cho cả hai phương tiện. Giai đoạn PSO này đóng vai trò quan trọng trong việc nhanh chóng tìm ra các vùng hứa hẹn trong không gian giải pháp phức tạp, trước khi có thể chuyển sang giai đoạn GA và tối ưu hóa đồng thời đường đi cho cả hai UAV, dẫn đến kết quả là hai đường đi tối ưu riêng biệt được thể hiện.

Hình 3(b) thể hiện kết quả cuối cùng của quá trình tối ưu hóa đường đi cho hai UAV bằng thuật toán lai PSO-GA. Cả hai đường đi đều thể hiện quỹ đạo an toàn, hoàn toàn tránh được các vùng màu trắng biểu thị vật cản trong môi trường làm việc, đảm bảo an toàn và hiệu suất di chuyển



(a)



(b)

Hình 3. Kết quả mô phỏng quỹ đạo của UAV khi sử dụng kết hợp thuật toán lai PSO-GA

Trong đó, hình 3(a) với các đường đa màu sắc, mỗi màu tương ứng với một lộ trình bay của UAV.

V. Kết luận

Nghiên cứu này giải quyết bài toán tối ưu hóa quỹ đạo an toàn cho nhiều UAV trong môi trường phức tạp, một thách thức then chốt cho hoạt động tự chủ. Chúng tôi so sánh hiệu suất của ba thuật toán dựa trên quần thể: PSO, GA và đề xuất một thuật toán lai PSO - GA - UAV nhằm tận dụng ưu điểm của cả hai. Mục tiêu là tối thiểu hóa chi phí quỹ đạo (thời gian, năng lượng, độ dài) đồng thời đảm bảo tránh chướng ngại vật và tuân thủ các ràng buộc an toàn về động học và không gian. Kết quả mô phỏng ban đầu với hai UAV thu thập dữ liệu trong môi trường có vật cản

cao nhất trong cùng môi trường. Sự tồn tại của hai đường đi tối ưu riêng biệt cho thấy thuật toán lai đã thành công trong việc đồng thời tìm kiếm và xác định các giải pháp tốt nhất cho cả hai phương tiện, đáp ứng được yêu cầu về quy hoạch đường đi đa tác nhân.

cho thấy sự khác biệt về tốc độ hội tụ và khả năng khám phá giữa các thuật toán. PSO cho thấy hội tụ nhanh nhưng có thể mắc kẹt cục bộ, GA khám phá không gian rộng hơn nhưng hội tụ chậm hơn, trong khi PSO - GA - UAV bước đầu hứa hẹn sự cân bằng hiệu quả. Từ đó phát triển nghiên cứu bao gồm mở rộng cho nhiều UAV hơn nữa, xử lý môi trường động, tích hợp dữ liệu cảm biến, tối ưu hóa đa mục tiêu và ứng dụng các kỹ thuật học máy ML để cải thiện tính mạnh mẽ và hiệu quả của việc lập kế hoạch quỹ đạo an toàn cho UAV trong các ứng dụng thực tế.

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Abhishek, B., Ranjit, S., Thangavelu, S., Eappen, G., Sivasankar, P., & Rajesh, A. (2020). Hybrid PSO-HSA and PSO-GA algorithm for 3D path

- planning in autonomous UAVs. *SN Applied Sciences*, 1850.
- [2]. Alhijawi, B. & Awajan, A. (2024). Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications. *Evolutionary Intelligence*, 1245-1256.
 - [3]. Eshelman, L. J. (2018). Genetic algorithms: Evolutionary Computation. *CRC Press*, 102-118.
 - [4]. Jain, M., Saihpal, V., Singh, N., & Singh, S. B. (2022). An overview of variants and advancements of pso algorithm. *Applied Sciences*, 12(17), 8392.
 - [5]. Kamboj, V. K. (2016). A novel hybrid PSO-GWO approach for unit commitment problem. *Neural Computing and Applications* 27 (2016): 1643-1655., 1643-1655.
 - [6]. Lambora, A., Gupta, K., & Chopra, K. (2019). Genetic algorithm-a literature review. In *2019 international conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITcon)* (pp. 380-384).
 - [7]. Lingaraj, H. (2016). A study on genetic algorithm and its applications. *International Journal of Computer Sciences Engineering*, 139-143.
 - [8]. Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153-165.
 - [9]. Meng, Z. (2022). PSO-sono: A novel PSO variant for single-objective numerical optimization. *Information Sciences* 586 (2022), 176-191.
 - [10]. Mirjalili, S., & Mirjalili, S. (2019). Genetic algorithm. *Evolutionary algorithms and neural networks: Theory and applications*, 43-55.
 - [11]. Wang, L., Li, Z., Adenutsi, C. D., Zhang, L., Lai, F., & Wang, K. (2021). A novel multi-objective optimization method for well control parameters based on PSO-LSSVR proxy model and NSGA-II algorithm. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 196,107694.
 - [12]. Zaini, F. A., Sulaima, M. F., Razak, I. A. W. A., Zulkafli, N. I., & Mokhlis, H. (2023). A review on the applications of PSO-based algorithm in demand side management: challenges and opportunities. *IEEE Access*, 11, 53373-53400.

TRAJECTORY OPTIMIZATION UNDER SAFETY CONSTRAINTS USING PSO AND GA

Dao Thi Nga², Hoang Trong Nghia^{2}, Nguyen Thi Thuong², Dang Hoang Anh²,
Do Phuong Nhung², Quach Thi Hanh²*

Abstract: *This study addresses the problem of optimizing safe UAV trajectories in complex environments with obstacles and safety constraints. The primary objective is to determine an optimal trajectory that minimizes flight time, energy consumption, or path length while ensuring the UAV navigates safely from the starting point to the destination, avoiding collisions and strictly adhering to constraints on velocity, acceleration, and altitude. Three population-based optimization methods are applied: Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), and a hybrid PSO-GA algorithm (PSO-GA-UAV). A key contribution of this research is the proposal and development of the PSO-GA-UAV hybrid algorithm, which is expected to combine GA's ability to explore a vast solution space with PSO's rapid convergence to achieve superior optimization performance. The performance of the three algorithms is evaluated and compared based on trajectory quality, constraint satisfaction, convergence speed, and stability, offering a promising approach for safe and optimal UAV trajectory planning in various real-world applications.*

Keywords: *UAV, optimization, Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), Hybrid PSO-GA Algorithm*

² Hanoi Open University