

# CẢI TIẾN THUẬT TOÁN TỐI ƯU HÓA BẦY ĐÀN PHẦN TỬ CHO ĐỊNH TUYẾN DRONE TRONG KHÔNG GIAN BA CHIỀU

## IMPROVEMENT OF THE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM FOR ROUTING THE DRONE IN 3D-SPACE

Đặng Thị Hương Giang<sup>1</sup>, Vương Quang Huy<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Khoa Điện tử, Trường Đại học Kinh tế - Kỹ thuật Công nghiệp

<sup>2</sup>Trường Đại học Khoa học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội

Đến Tòa soạn ngày 14/10/2020, chấp nhận đăng ngày 15/12/2020

**Tóm tắt:** Phương tiện không người lái (Drone) được sự quan tâm lớn trong các ứng dụng nông nghiệp thông minh, giám sát chất lượng công trình, hỗ trợ tìm kiếm... và ứng dụng trong quân sự. Bài báo này tập trung nghiên cứu vấn đề lập kế hoạch bay cho Drone trong không gian 3D biết trước. Tác giả sử dụng giải thuật tối ưu bầy đàn phần tử (PSO) cải tiến để tối ưu quỹ đạo chuyển động của Drone; đồng thời, so sánh với giải thuật PSO truyền thống và giải thuật di truyền (GA) để thấy được tính ưu việt của PSO cải tiến. Quỹ đạo tối ưu của Drone được định nghĩa như một hàm đa mục tiêu bao gồm đoạn thẳng, đường cong và độ cao. Các giải thuật được phát triển và so sánh thông qua bản đồ thực tế của một số tỉnh ở Việt Nam. Kết quả cho thấy sự cải tiến chất lượng rõ rệt điểm hội tụ toàn cục của chi phí trung bình. Từ đó thấy rõ tiềm năng áp dụng giải thuật này trong việc lập quỹ đạo bay tối ưu cho Drone. Về tương lai, cần tiếp tục cải tiến giải thuật này nhằm giảm thời gian tối ưu hướng đến bài toán lập quỹ đạo bay Drone trong thời gian thực.

**Từ khóa:** Drone, giải thuật di truyền (GA), tối ưu hoá bầy đàn phần tử (PSO), lập quỹ đạo bay.

**Abstract:** The unmanned aerial vehicle (Drone) is more and more getting large interest in application to smart agriculture, work quality surveillance, surviving activities, etc., and in application to the military purposes. The article focuses on researching the flight plan making for Drone in a given 3D space. Algorithm of Particle Swarm Optimization (PSO) has been applied to optimize the movement trajectory of Drone; at the same time, compare with conventional PSO algorithm and Genetic Algorithm (GA) to see advantages of the improved PSO algorithm. Optimal trajectory of the Drone is defined as a multi-objective function consisting of line segment, curve and height. The algorithm was deployed and compared via actual maps in some provinces in VietNam. Results shew an obvious quality improvement of global convergence point of average cost. So that it is able to see a potential of applying these algorithms to optimizing flight trajectory for Drone. In future, the algorithm will continue to be improved in order to reduce optimal time toward making a problem of real-time flight trajectory for the Drone.

**Keywords:** Drone, Genetic algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Flight trajectory making.

### 1. GIỚI THIỆU

Phương tiện bay không người lái (sau đây gọi

là Drone) không ngừng gia tăng khả năng ứng dụng trong cuộc sống thực, vì chúng có độ

tiện lợi cao, trọng lượng và độ rủi ro thấp, tiết kiệm chi phí, khi so sánh với máy bay có người lái. Việc lập quỹ đạo bay của Drone là một trong những bài toán đặt ra trong quá trình triển khai Drone tự hành và là một thành phần quan trọng trong toàn bộ hệ thống cấu thành một Drone hoàn chỉnh. Mục đích của bài toán lập quỹ đạo bay cho Drone là tạo ra một đường dẫn thời gian thực tốt nhất tới vị trí đích cho trước đáp ứng các ràng buộc về độ đáp ứng, tài nguyên, không gian và thời gian cụ thể [1].

Các thuật toán tối ưu quỹ đạo bay cho Drone trong không gian 2D đã được nhiều tác giả nghiên cứu và đạt được nhiều thành tựu. Tuy nhiên, các thuật toán này không thể giải quyết được các vấn đề phức tạp trong không gian 3D gần với môi trường thực, nơi có rất nhiều các ràng buộc và rủi ro mà Drone phải đối mặt (các vấn đề phức tạp như là địa hình, chướng ngại vật, gió...). Do đó, đưa ra được thuật toán tối ưu quỹ đạo bay cho Drone trong môi trường 3D phức tạp là rất cần thiết hiện nay, đặc biệt là trong các môi trường phức tạp như rừng núi, hang động hay trong các đô thị như trong hình 1.



Hình 1. Ví dụ về các môi trường 3D phức tạp trong thực tế

Đường dẫn tốt nhất trước đây của Drone thường tương ứng với chiều dài ngắn nhất. Tuy nhiên, khi các tiêu chí như làm giảm chiều dài quỹ đạo, giới hạn độ cao trung bình, mức tiêu thụ nhiên liệu hay tránh vùng hoạt động của radar..., đặt ra thì bài toán lập quỹ đạo bay tốt nhất cho Drone phức tạp hơn rất nhiều. Một vài phương pháp đã được công bố để giải quyết các vấn đề về lập quỹ đạo bay

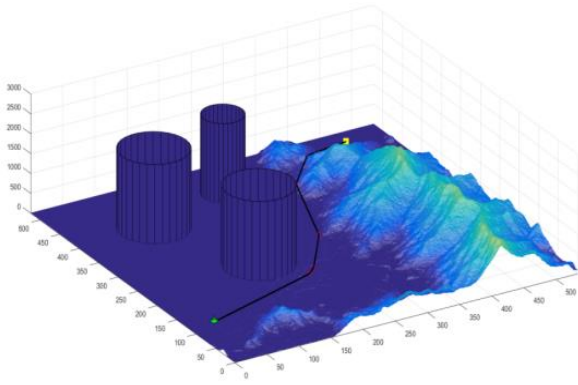
như: L. Liu and S. Zhang dùng 3D Voronoi [2], F. Yan, Y.-S. Liu, and J.-Z. Xiao sử dụng Probabilistic Roadmap Method [3]; các thuật toán tìm kiếm tối ưu như A\*[4], D\* [5] hay Harmony Search [6]. Các phương pháp lấy cảm hứng từ tập tính sinh học như giải thuật ACO (Ant Colony Optimization - Tối ưu hóa Đàn Kiến), tối ưu hoá bầy đàn phân tử (PSO - Particle Swarm Optimization) [8] và giải thuật di truyền (GA - Genetic Algorithm) [9]... là những thuật toán có tính hiệu quả rất cao trong việc tìm giải pháp tối ưu của bài toán.

Bài báo này sử dụng giải thuật là tối ưu bầy đàn phân tử (cũng gọi là PSO) cải tiến để tối ưu quỹ đạo chuyển động của Drone, đồng thời, so sánh với giải thuật PSO truyền thống và giải thuật di truyền để thấy được tính ưu việt của PSO cải tiến.

Bài báo được tổ chức như sau: trong phần 2, nhóm tác giả miêu tả môi trường và quỹ đạo bay của Drone. Phần 3, xây dựng hàm chi phí cho bài toán. Phần 4 và 5, cung cấp các lý thuyết cơ sở về hai giải thuật tối ưu là di truyền và tối ưu hoá bầy đàn phân tử. Trong phần 6, tác giả bài báo cung cấp các kết quả mô phỏng chạy thử nghiệm trên một số địa hình ở Việt Nam. Phần 6 so sánh hiệu năng của hai giải thuật GA, PSO và cải tiến giải thuật PSO trong bài toán lập lịch trình bay cho Drone...

## 2. BIỂU DIỄN MÔI TRƯỜNG VÀ QUỸ ĐẠO BAY

Bài toán lập quỹ đạo bay cho Drone được xác định trong môi trường không gian 3D. Việc xây dựng môi trường hoạt động của Drone là bước đầu tiên trong bài toán thiết lập quỹ đạo bay. Một lưới 2D được sử dụng trong đó mỗi giá trị của ma trận thể hiện độ cao của mặt đất. Môi trường và quỹ đạo bay của Drone được biểu diễn ở hình 2.



Hình 2. Quỹ đạo bay của Drone trong không gian 3 chiều

Trong hình 2, các chấm đen là các điểm tham chiếu trên quỹ đạo bay của Drone. Đường màu đen nối các điểm tham chiếu tạo thành quỹ đạo bay của Drone. Các đối tượng hình trụ màu xanh dương biểu diễn các khu vực nguy hiểm mà Drone phải tránh.

Các khu vực nguy hiểm cũng được định nghĩa dưới dạng các ma trận nhỏ, mỗi dòng biểu diễn tọa độ  $(x_i, y_i)$  và đường kính  $d_i$  của vùng nguy hiểm thứ  $i$  được biểu diễn trong biểu thức (1):

$$\text{Danger zones} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & d_1 \\ x_2 & y_2 & d_2 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & d_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

Quỹ đạo bay được tạo ra sau khi sử dụng các giải thuật tối ưu được biểu diễn dưới dạng ma trận nơi mỗi dòng biểu diễn tọa độ  $(x_i, y_i, z_i)$  của điểm tham chiếu thứ  $i$  được thể hiện trong (2). Quỹ đạo bay hoàn chỉnh được hình thành bằng cách nối các điểm tham chiếu lần lượt lại với nhau.

$$\text{Trajectory} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

### 3. HÀM CHI PHÍ

Để tính toán với các đặc tính của đường bay

thoả mãn yêu cầu của người thiết lập đường dẫn, ta sử dụng một hàm chi phí với mục đích để tối ưu đường bay bằng cách giảm thiểu hàm chi phí sau khi sử dụng các giải thuật tối ưu sẽ được đề cập ở phần sau. Giá trị của hàm chi phí càng nhỏ thì đường dẫn càng tối ưu với các ràng buộc mong muốn. Các ràng buộc bao gồm: chiều dài khả thi của đường dẫn, giới hạn độ cao trung bình của Drone, tránh các khu vực nguy hiểm và sự va chạm với mặt đất.

Hàm chi phí được định nghĩa như sau:

$$F_{\text{cost}} = C_{\text{length}} + C_{\text{altitude}} + C_{\text{collision}} + C_{\text{dangerouszones}} \quad (3)$$

trong đó,  $C_{\text{length}}$  chi phí cho các đường dẫn quá dài,  $C_{\text{altitude}}$  chi phí cho các đường dẫn có độ cao lớn hơn giới hạn độ cao trung bình của Drone,  $C_{\text{collision}}$  chi phí cho các đường dẫn va chạm với mặt đất, và cuối cùng  $C_{\text{danger zones}}$  chi phí cho các đường dẫn đi qua các khu vực nguy hiểm. Các khu vực nguy hiểm được biểu diễn dưới dạng hình trụ tròn.

Trong các tiêu chí trên,  $C_{\text{length}}$ ,  $C_{\text{altitude}}$ , và  $C_{\text{danger zones}}$  là các tiêu chí tối ưu để cải thiện chất lượng của quỹ đạo bay. Mỗi giá trị chi phí trên có giá trị xác định trong khoảng  $[0,1]$ . Duy nhất  $C_{\text{collision}}$  là tiêu chí khả thi bắt buộc phải thoả mãn cho quỹ đạo bay hợp lệ. Giá trị chi phí này bằng 0 khi thoả mãn không va chạm với mặt đất, hoặc có giá trị trong khoảng  $[P, P+1]$  khi có va chạm. Bằng cách thêm một chi phí phạt  $P$ , ở đây chúng ta xác định giá trị  $P$  là 3, ta có thể đảm bảo rằng các đường dẫn không khả thi luôn có giá trị của hàm chi phí lớn hơn các quỹ đạo không khả thi.

Hàm chi phí liên quan đến chiều dài quỹ đạo bay được xác định bằng công thức:

$$C_{\text{length}} = 1 - \left( \frac{L_{P_1 P_2}}{L_{\text{traj}}} \right) \quad (4)$$

Do đó,

$$C_{length} \in [0,1] \quad (5)$$

trong đó,  $L_{P_1P_2}$  là độ dài của đường thẳng nối trực tiếp vị trí xuất phát  $P_1$  và vị trí đích  $P_2$  của quỹ đạo bay,  $L_{traj}$  là chiều dài thực tế của quỹ đạo bay Drone.

Hàm chi phí liên quan đến độ cao của quỹ đạo bay được định nghĩa như sau:

$$C_{altitude} = \frac{A_{traj} - Z_{min}}{Z_{max} - Z_{min}} \quad (6)$$

Do đó,

$$C_{altitude} \in [0,1] \quad (7)$$

trong đó  $Z_{max}$  là giới hạn trên của độ cao trong không gian tìm kiếm,  $Z_{min}$  là giới hạn dưới và  $A_{traj}$  là độ cao trung bình của quỹ đạo bay thực tế.  $Z_{max}$  và  $Z_{min}$  có giá trị tương ứng là độ cao của điểm cao nhất và thấp nhất của địa hình.

Hàm chi phí liên quan đến sự xâm phạm vào vùng nguy hiểm của Drone được xác định như sau:

$$C_{dangerzones} = \frac{L_{insidedangerzones}}{\sum_{i=1}^n d_i} \quad (8)$$

với

$$C_{dangerzones} \in [0,1] \quad (9)$$

trong đó,  $n$  là số lượng khu vực nguy hiểm,  $L_{insidedangerzones}$  là tổng chiều dài của quỹ đạo bay đi vào vùng nguy hiểm và  $d_i$  là đường kính của khu vực nguy hiểm  $i$ .

Hàm chi phí này đảm bảo rằng đường đi xuyên qua mỗi khu vực nguy hiểm sẽ bị phạt với chi phí lớn mà không gian tìm kiếm có ít vùng nguy hiểm và bị phạt với chi phí thấp

trong khi không gian có nhiều vùng nguy hiểm. Có thể có trường hợp  $L_{insidedangerzones}$  có giá trị lớn hơn tổng đường kính của các khu vực nguy hiểm  $\sum_{i=1}^n d_i$  (do đường bay của Drone có dạng cong), ta đặt giá trị của  $C_{dangerzones}$  là 1.

Hàm chi phí khi va chạm với mặt đất được xác định:

$$C_{collision} = \begin{cases} 0, & L_{under terrain} = 0 \\ P + \left( \frac{L_{under terrain}}{L_{traj}} \right), & L_{under terrain} > 0 \end{cases} \quad (10)$$

Do đó,

$$C_{collision} \in 0 \cup [P, P+1] \quad (11)$$

trong đó,  $L_{under terrain}$  là tổng chiều dài của phần quỹ đạo bay nằm ở dưới mặt đất;  $L_{traj}$  là tổng chiều dài của quỹ đạo bay thực tế.

Ở đây, tác giả bài báo sử dụng giải thuật Bresenham vẽ đoạn thẳng [10] để tính xấp xỉ gần đúng khoảng cách giữa 2 điểm để so sánh độ cao của quỹ đạo bay và độ cao của mặt đất.

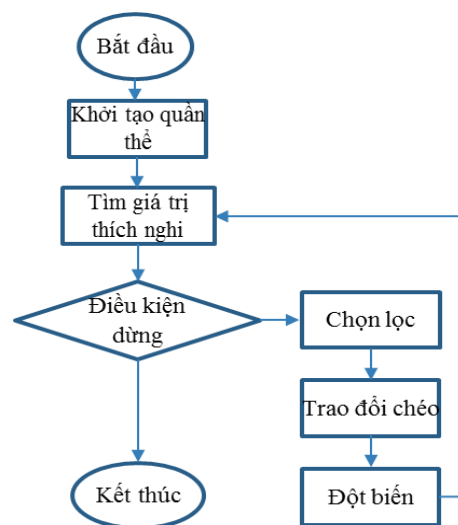
Sau khi thiết lập được hàm chi phí, giải thuật tối ưu sẽ được sử dụng để tìm được đường dẫn tối ưu cho Drone bằng cách tìm giá trị nhỏ nhất của hàm chi phí. Quỹ đạo bay tối ưu sẽ đáp ứng cả 4 tiêu chí nằm trong hàm chi phí đã được định nghĩa bên trên. Trong bài toán của chúng ta, hàm chi phí đã được xây dựng khá phức tạp và sẽ tối ưu cho một kịch bản với đường dẫn cần tìm đáp ứng đường đi ngắn nhất, quỹ đạo bay có độ cao giới hạn, tránh va chạm và xâm phạm vào các vùng nguy hiểm. Ngoài ra, hàm chi phí có thể được sửa đổi và thêm vào các tiêu chí tối ưu khác như các đặc tính của Drone về năng lượng, nhiên liệu tiêu thụ... để áp dụng cho các kịch bản khác.

#### 4. GIẢI THUẬT DI TRUYỀN

Giải thuật di truyền (sau đây gọi là GA) là một giải thuật tối ưu đã được phát triển và công bố lần đầu bởi John Holland vào năm 1975. GA là một giải thuật ngẫu nhiên dựa trên nguyên lý của di truyền trong tự nhiên. Ở đó, một quần thể ban đầu gồm một chuỗi các nhiễm sắc thể có kích thước xác định phát triển qua một số thế hệ theo nguyên tắc chọn lọc tự nhiên. Mỗi nhiễm sắc thể sẽ xác định một lời giải tiềm năng và có một giá trị thích nghi. Bằng cách sử dụng các toán tử lai ghép và đột biến, các cá thể (nhiễm sắc thể) trong quần thể tiến hoá qua các thế hệ và tạo thành một quần thể mới. Để tạo thành được một quần thể mới, thông thường một tỉ lệ các nhiễm sắc thể sẽ được sao chép trực tiếp sang thế hệ tiếp theo. Các nhiễm sắc thể còn lại sẽ được tạo ra qua các toán tử lai ghép và đột biến. Toán tử lai ghép chéo sẽ chọn ngẫu nhiên hai cá thể cha và mẹ để tạo ra nhiễm sắc thể mới bằng cách ghép một đoạn trên nhiễm sắc thể cha - mẹ với nhau. Đột biến là hiện tượng nhiễm sắc thể con mang một số đặc tính không có trong mã di truyền của nhiễm sắc thể cha - mẹ. Toán tử đột biến sẽ chọn ngẫu nhiên một nhiễm sắc thể mẹ trong quần thể và biến đổi một phần của chúng. Nhiễm sắc thể mới lại được đưa vào quần thể để tham gia quá trình tiến hoá. Tỉ lệ đột biến được kiểm soát cho sự hội tụ tới giá trị tối thiểu cục bộ hoặc toàn cục. Điều kiện dừng của giải thuật thường là khi không có sự tiến bộ qua nhiều thế hệ, hoặc tỉ lệ hội tụ lớn hơn một tỉ lệ xác định nào đó. Trong những năm gần đây, GA đã được sử dụng cho nhiều ứng dụng, chẳng hạn như các bài toán lập kế hoạch, vận tải hay tối ưu hoá cho quá trình mài bề mặt [11].

Với bài toán Drone, mỗi nhiễm sắc thể đại diện một giải pháp của quỹ đạo bay thích ứng với hàm chi phí đã được xác định ở phần trước. Quỹ đạo bay của Drone được đặt ngẫu

nhiên giới hạn không gian tìm kiếm 3D. Thông số sẽ được thay đổi liên tục trong mỗi thế hệ bằng các hoạt động di truyền (chéo, đột biến, chọn, chèn, xóa); các yếu tố thay đổi (nhiễm sắc thể) của quần thể sẽ được lựa chọn theo hàm mục tiêu. Chu kỳ tiến hoá sẽ được lặp đi lặp lại đến khi điều kiện dừng nêu ở trên được thoả mãn. Mục tiêu của quá trình này là giảm thiểu hàm mục tiêu theo yêu cầu, hoặc tìm ra nhiễm sắc thể có giá trị mục tiêu tối thiểu gần giống nhất. Nhiễm sắc thể này được gọi là giải pháp gần tối ưu.



Hình 3. Sơ đồ giải thuật di truyền

#### 5. GIẢI THUẬT TỐI ƯU HOÁ BẦY ĐÀN

Giải thuật tối ưu hoá bầy đàn phần tử (PSO) là một kỹ thuật tối ưu hoá ngẫu nhiên dựa trên một quần thể gồm nhiều cá thể để tìm ra nghiệm tối ưu bằng cách cập nhật các thế hệ giống như GA, được đề xuất bởi Eberhart và Kenedy. Giải thuật này mô phỏng hành vi tìm kiếm thức ăn của đàn cá hoặc bầy chim. Trong giải thuật PSO, mỗi phần tử của bầy đàn được đặc trưng bởi hai tham số là vị trí hiện tại của phần tử và vận tốc. Một phần tử luôn tìm kiếm trong không gian tìm kiếm của chính nó để thay thế vị trí cũ bằng vị trí mới tốt nhất.

\* PSO truyền thống gồm các bước được mô tả như sau:



1. *Khởi tạo*: Tạo một quần thể và đánh giá hàm mục tiêu (hàm thích nghi).

2. *Cập nhật tốt nhất cục bộ (personal best) và tốt nhất toàn cục (global best)*: Xét mỗi phần tử để xác định vị trí tốt nhất cục bộ mới. Nếu vị trí hiện tại tốt hơn tốt nhất cục bộ, tốt nhất cục bộ sẽ là vị trí hiện tại. Nếu không, tốt nhất cục bộ vẫn được giữ nguyên. Nếu bất kỳ phần tử nào trong bầy đàn có vị trí tốt nhất cục bộ tốt hơn vị trí tốt nhất toàn cục, cá thể đó sẽ trở thành phần tử đầu đàn và vị trí tốt nhất cục bộ của nó sẽ trở thành tốt nhất toàn cục.

3. *Cập nhật vận tốc và vị trí của tất cả các phần tử*: Vị trí và vận tốc ở thế hệ thứ  $t$  được cập nhật bởi các phương trình:

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + a_1u_d(p_i(t-1) - x_i(t-1)) + a_2U_d(g(t-1) - x_i(t-1)) \quad (12)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t)\Delta t \quad (13)$$

trong đó,  $v_i$  là vận tốc của phần tử thứ  $i$ ;  $x_i$  là vị trí của phần tử trong không gian tìm kiếm;  $p_i$  là vị trí tốt nhất cục bộ mà phần tử đó chiếm giữ;  $g$  là vị trí tốt nhất toàn cục của một cá thể nào đó trong bầy đàn;  $u_d$  và  $U_d$  có giá trị ngẫu nhiên trong khoảng  $[0,1]$ ;  $w, a_1, a_2$  lần lượt là các tham số gia tốc, ảnh hưởng cá nhân và ảnh hưởng xã hội.

4. *Chấm dứt quá trình tìm kiếm hoặc tiếp tục tìm kiếm*: Quá trình tìm kiếm được dừng lại nếu: i) bước hiện tại tương đương với bước gần nhất hoặc ii) bầy đàn đã hội tụ (bán kính của bầy đàn nhỏ hơn  $10^{-3}\%$  của không gian tìm kiếm). Nếu không, quay trở lại bước 2.

\* PSO cải tiến: gồm 5 bước: sau khi thực hiện các bước từ 1 đến 3, bổ sung thêm bước 4 để đưa ra kết luận tiếp tục hay dừng lại ở bước 5:

4. *Đột biến thích nghi (Adaptive mutation)*: Nhằm giúp các cá thể không bị dừng khi gặp cực trị cục bộ, vị trí của  $x_i$  sẽ bị đột biến một

cách ngẫu nhiên và tăng dần tỷ lệ theo số vòng lặp như sau: Chọn ngẫu nhiên cá thể  $i$ , và số chiều  $j$  tại vòng lặp  $t$  và thực hiện:

$$x_{i,j}^*(t) = m * x_{i,j}(t) * rand() \quad (14)$$

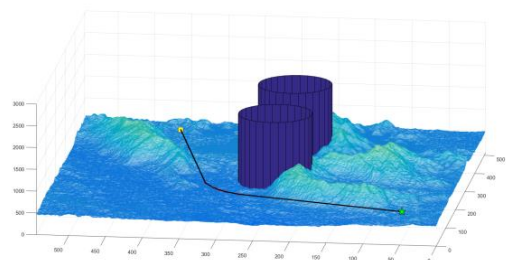
$$x_{i,j}(t) = \begin{cases} x_{i,j}^*(t) & \text{if } f(x_{i,j}^*(t)) < f(x_{i,j}(t)) \\ x_{i,j}(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

Trong đó,  $x_i^*(t)$  là cá thể sau đột biến,  $m$  là hệ số thích nghi tăng dần theo số vòng lặp,  $rand()$  là hàm ngẫu nhiên trong dải 1% của vùng tìm kiếm.

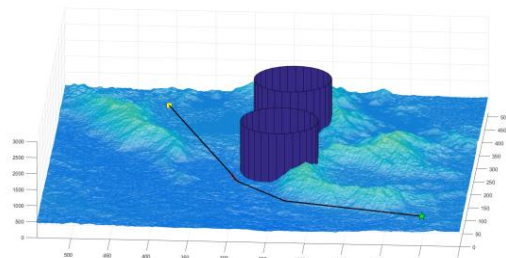
5. *Chấm dứt quá trình tìm kiếm hoặc tiếp tục tìm kiếm* (như PSO truyền thống)

## 6. KẾT QUẢ

Trong phần này, chúng tôi thực hiện các mô phỏng để lập đường dẫn trên một số địa hình ở Việt Nam để so sánh hiệu năng của ba giải thuật tối ưu GA, PSO, PSO cải tiến đã được đề cập ở phần IV và V. Nhằm so sánh hiệu quả giữa các giải thuật, 03 kịch bản với ba khu vực Đắc Lắc, Đakrong và Lăng Cô được lựa chọn để đánh giá. Để tăng độ khó của bản đồ, một số vùng cấm bay được thiết lập.

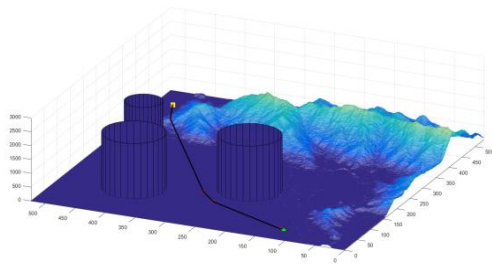


(a) PSO Đắc Lắc

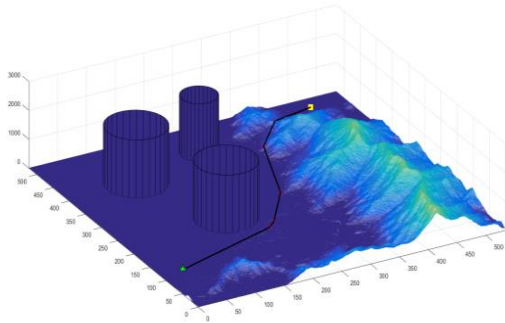


(b) PSO cải tiến Đắc Lắc

**Hình 4. Quỹ đạo bay cho Drone sử dụng thuật toán PSO, PSO cải tiến cho địa hình Đắc Lắc**

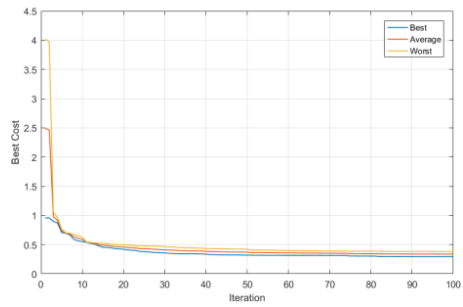


(a) PSO Lãng Cô

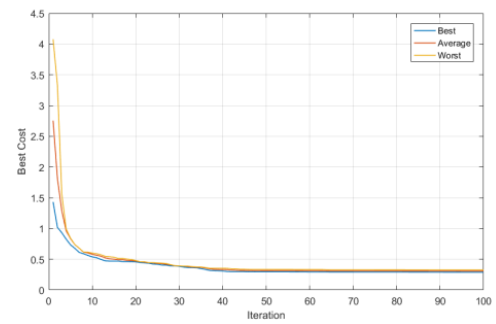


(b) PSO cải tiến Lãng Cô

**Hình 5. Quỹ đạo bay cho Drone sử dụng thuật toán PSO, PSO cải tiến cho địa hình Lãng Cô**

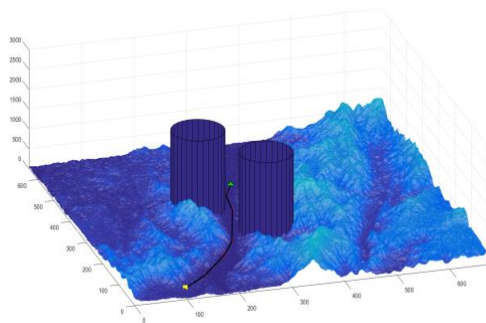


(a) PSO Đắc Lắc

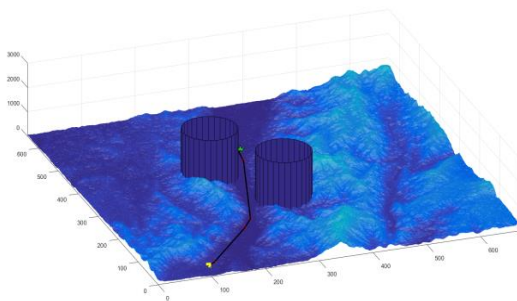


(b) PSO cải tiến Đắc Lắc

**Hình 7. Biểu đồ giá trị hàm chi phí của thuật toán PSO và PSO cải tiến cho địa hình Đắc Lắc**

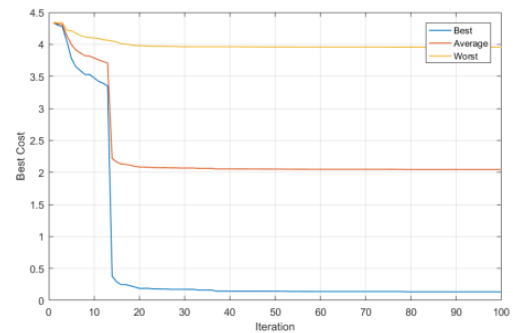


(a) PSO Dakrong

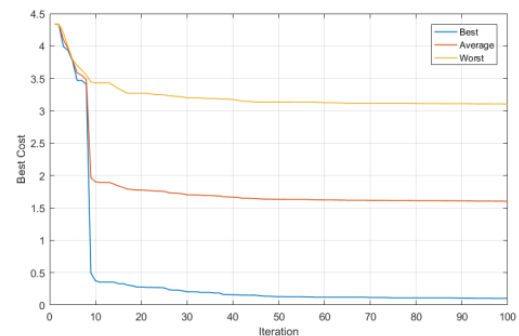


(b) PSO cải tiến Dakrong

**Hình 6. Quỹ đạo bay cho Drone sử dụng thuật toán PSO, PSO cải tiến cho địa hình Dakrong**

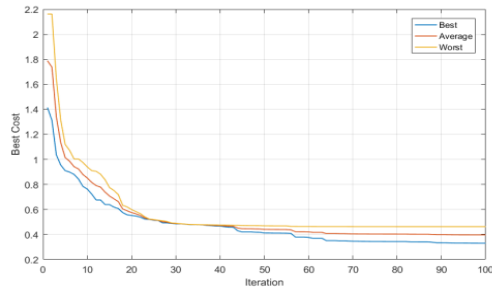


(a) PSO Dakrong

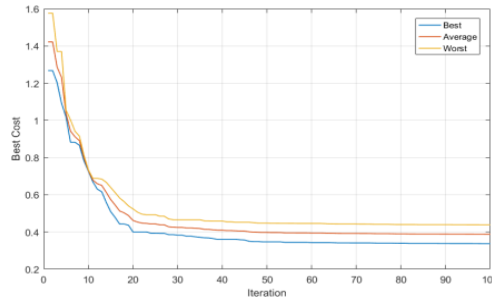


(b) PSO cải tiến Dakrong

**Hình 8. Biểu đồ giá trị hàm chi phí của thuật toán PSO và PSO cải tiến cho địa hình Dakrong**



(a) PSO Lãng Cô



(b) PSO cải tiến Lãng Cô

**Hình 9. Biểu đồ giá trị hàm chi phí của thuật toán PSO và PSO cải tiến cho địa hình Lãng Cô**

Chúng tôi so sánh hiệu năng của các giải thuật trong ba địa hình khác nhau. Trong từng địa hình, mỗi giải thuật được chạy 10 lần và giá trị trung bình của hàm chi phí và độ lệch chuẩn được lưu lại trong bảng 1. Một giải thuật tốt hơn là giải thuật có giá trị hàm chi phí nhỏ hơn. Giải thuật được coi là ổn định khi có độ lệch chuẩn không quá lớn.

Theo bảng 1, giá trị chi phí trung bình và giá trị lệch chuẩn khi sử dụng PSO không tốt bằng khi sử dụng GA, nhưng giải thuật PSO cải tiến cho thấy hiệu quả tăng hơn đáng kể khi giá trị trung bình là thấp nhất và độ lệch chuẩn là ít nhất, chứng tỏ độ tin cậy của giải thuật này khi áp dụng vào các bài toán thực tiễn. Điều này có thể được giải thích do thành phần cải tiến thêm vào đã giúp thuật toán vượt được các cực tiểu địa phương tốt hơn.

**Bảng 1. So sánh giải thuật GA, PSO và PSO cải tiến**

Địa hình	Cost trung bình $\pm$ độ lệch chuẩn		
	GA	PSO	PSO Cải tiến
Daklak	0.3381 $\pm$ 0.0007	0.3562 $\pm$ 0.0012	<b>0.2948<math>\pm</math>0.0001</b>
Dakrong	1.5707 $\pm$ 3.4002	1.3245 $\pm$ 2.2532	<b>0.7319<math>\pm</math>1.5576</b>
Lãng Cô	0.3856 $\pm$ 0.0015	0.3964 $\pm$ 0.0021	<b>0.3695<math>\pm</math>0.0007</b>

## 7. KẾT LUẬN

Trong báo cáo này, nhóm tác giả đã giải quyết vấn đề lập quỹ đạo bay ngoại tuyến cho máy bay không người lái trong môi trường 3D với các vật cản biết trước. Ba phương pháp tối ưu hoá được sử dụng là GA, PSO và PSO cải tiến được sử dụng để tối ưu quỹ đạo bay cho Drone. Chúng tôi thực nghiệm mô phỏng mỗi giải thuật nhiều lần trên ba khu vực với 3 địa

hình. Kết quả cho thấy PSO cải tiến thể hiện tốt hơn PSO và GA ở phần lớn các địa hình.

Với kết quả này, chúng tôi hi vọng các giải thuật tối ưu áp dụng cho Drone như PSO hay GA cũng có thể áp dụng tốt cho vấn đề lập quỹ đạo bay thời gian thực cho Drone cũng như áp dụng cho bài toán nhiều Drone cùng thực hiện bay trong không gian thực 3D.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] H. Chen, X. . Wang, and Y. Li, "A survey of autonomous control for UAV," 2009 Int. Conf. Artif. Intell. Comput. Intell. AICI 2009, vol. 2, pp. 267–271, (2009).



- [2] L. Liu and S. Zhang, "Voronoi diagram and GIS-based 3D path planning," 2009 17th Int. Conf. Geoinformatics, Geoinformatics 2009, pp. 12–16, (2009).
- [3] F. Yan, Y.-S. Liu, and J.-Z. Xiao, "Path Planning in Complex 3D Environments Using a Probabilistic Roadmap Method," Int. J. Autom. Comput., vol. 10, no. 6, pp. 525–533, (2013).
- [4] L. De Filippis, G. Guglieri, and F. Quagliotti, "Path Planning Strategies for DRONES in 3D Environments," J. Intell. Robot. Syst., vol. 65, no. 1–4, pp. 247–264, (2012).
- [5] J. Carsten, D. Ferguson, and A. Stentz, "3D field D\*: improved path planning and replanning in three dimensions," IEEE Int. Conf. Intell. Robot. Syst., pp. 3381–3386, (2006).
- [6] Z. Geem, J. Kim, and G. V Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," Simulation, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, (2001).
- [7] I.K. Nikolos and a. N. Brintaki, "Coordinated DRONE Path Planning Using Differential Evolution," Proc. 2005 IEEE Int. Symp. on, Mediterrean Conf. Control Autom. Intell. Control. 2005., vol. 5, no. 3, pp. 549–556, (2005).
- [8] Yong Bao, Xiaowei Fu, and Xiaoguang Gao, "Path planning for reconnaissance DRONE based on Particle Swarm Optimization," 2010 Second Int. Conf. Comput. Intell. Nat. Comput., no. 20085153015, pp. 28–32, (2010).
- [9] Y.V. Pehlivanoglu, O. Baysal, and A. Hacioglu, "Path planning for autonomous DRONE via vibrational genetic algorithm," Aircr. Eng. Aerosp. Technol., vol. 79, no. 4, pp. 352–359, (2007).
- [10] J.E. Bresenham, "Algorithm for computer control of a digital plotter," IBM Syst. J., vol. 4, no. 1, pp. 25–30, (1965).
- [11] R. Saravanan, P. Asokan, and M. Sachidanandam, "A multi-objective genetic algorithm (GA) approach for optimization of surface grinding operations," Int. J. Mach. Tools Manuf., vol. 42, no. 12, pp. 1327–1334, (2002)

---

*Thông tin liên hệ:*     **Đặng Thị Hương Giang**

Điện thoại: 0912506182 - Email: dthgiang@uneti.edu.vn

Khoa Điện tử, Trường Đại học Kinh tế - Kỹ thuật Công nghiệp.



