

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI
VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG**



**ĐỀ TÀI: GIẢI THUẬT DI TRUYỀN LAI CHO BÀI
TOÁN MEP TRONG MIỀN CÓ CHƯƠNG NGẠI VẬT**

BỘ MÔN KHOA HỌC MÁY TÍNH

Học phần:	<i>Tính toán tiến hóa</i>	
Giảng viên hướng dẫn:	<i>PGS.TS. Huỳnh Thị Thanh Bình</i>	
Sinh viên thực hiện:	20140479	Phạm Hữu Bảo Chung
	20144416	Roãn Văn Thụ
	20141567	Trần Trung Hiếu
	20140048	Đinh Quang Anh

1. Giới thiệu

Trong những năm gần đây, mạng cảm biến không dây (wireless sensor networks - WSNs) đã trở thành một chủ đề được nhiều nhóm nghiên cứu quan tâm. Với khả năng triển khai và mở rộng linh hoạt, WSNs giữ vai trò quyết định trong nhiều ứng dụng thực tiễn.

Một trong những ứng dụng quan trọng của mạng cảm biến không dây là phát hiện sự xâm nhập vào một miền cần bảo vệ. Vai trò của nó được thể hiện rất rõ trong các ứng dụng bảo mật như bảo vệ biên giới quốc gia, bảo vệ các tài nguyên quan trọng hay cảnh báo thiên tai. Mô hình bao phủ rào chắn được đề xuất nhằm thỏa mãn những yêu cầu được đặt ra của bài toán này. Theo đó, miền cảm biến được xây dựng từ các nút cảm biến sẽ tạo thành một hoặc nhiều hàng rào để phát hiện các đối tượng xâm nhập.

Có rất nhiều yếu tố tác động đến phương thức triển khai cũng như hiệu năng của các phương án bao phủ rào chắn trong mạng cảm biến. Một trong số đó là phạm vi cảm biến của các cảm biến được sử dụng. Dựa trên phạm vi cảm biến, ta có thể chia cảm biến thành hai nhóm là cảm biến vô hướng và cảm biến có hướng. Cảm biến vô hướng thường được biểu diễn dưới dạng đĩa bán kính r thể hiện phạm vi cảm biến. Trong khi đó, cảm biến có hướng được biểu diễn bằng hình quạt với bán kính cảm biến r , góc ứng với miền quan sát được $\phi = 2\alpha$ và hướng làm việc f . Nghiên cứu này sẽ tập trung vào mạng cảm biến vô hướng hỗn hợp, trong đó, các cảm biến là vô hướng và có các thông số kỹ thuật khác nhau.

Để mô hình bài toán phù hợp với các yêu cầu thực tế, chúng tôi sẽ tiến hành khảo sát bài toán trên các vùng có chướng ngại vật. Các chướng ngại vật sẽ có dạng đa

giác và được biểu diễn bởi một dãy các đỉnh liên tiếp.

Phần tiếp theo của bài báo được tổ chức như sau. Phần 2 trình bày các nghiên cứu liên quan đến bài toán đặt ra. Phần 3 giới thiệu mô hình bài toán tìm đường đi có độ bao phủ tối nhất trong mạng cảm biến không dây vô hướng, hỗn hợp có chướng ngại vật. Giải thuật đề xuất để giải quyết bài toán đã phát biểu sẽ được trình bày trong phần 4. Kết quả thực nghiệm của giải thuật đề xuất và so sánh với các giải thuật trong các nghiên cứu trước đó sẽ được trình bày ở phần 5. Phần cuối cùng trình bày kết luận, các thành tựu đạt được và hướng nghiên cứu trong tương lai.

1. Nghiên cứu liên quan

Một số nghiên cứu liên quan đến bài toán MEP sẽ được trình bày một cách tổng quan ở đề mục này.

[1] Meguerdichian et al. đã thiết kế một giải thuật trên lưới để chuyển bài toán MEP thành bài toán tìm đường đi ngắn nhất trên đồ thị thông qua thủ tục sau: Đầu tiên, chia miền khảo sát thành $n \times n$ ô vuông, trong đó điểm trung tâm của mỗi ô sẽ được xem như một đỉnh của đồ thị cần xây dựng. Mỗi ô sẽ có bốn ô hàng xóm. Các đỉnh thuộc hai ô hàng xóm sẽ được nối với nhau bằng một cạnh. Ứng với mỗi cạnh, một trọng số đúng bằng độ phơi bày (exposure) sẽ được tính thông qua giá trị cường độ cảm biến tại điểm trung tâm của ô và khoảng cách giữa hai điểm trung tâm của hai ô hàng xóm. Khi đó, bài toán MEP sẽ chuyển thành bài toán tìm đường đi ngắn nhất trên một đồ thị có trọng số. Cuối cùng, giải thuật Dijkstra được sử dụng để tìm phương án của bài toán đường đi ngắn nhất, đồng thời là phương án của bài toán MEP. Nhược điểm của giải thuật này là kích thước của một ô là không thể điều chỉnh, và đối tượng chỉ đi theo một hướng nhất định, chẳng hạn, theo chiều dọc hoặc theo

chiều ngang. Kích thước của ô sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác của kết quả và hiệu năng về thời gian. Nếu giá trị n quá nhỏ, phương án MEP thu được sẽ có độ chính xác thấp. Độ chính xác cao sẽ cần đến một số lượng lớn các ô trên lưới, tức một n lớn. Tuy nhiên, n lớn sẽ dẫn đến việc tăng theo hàm mũ các chi phí liên quan đến bộ nhớ và thời gian. Vì vậy, cách tiếp cận này không thực tế đối với bài toán yêu cầu tính chính xác cao và các mạng cảm biến không dây có quy mô lớn.

[2] Trong bài báo này, nhóm tác giả đã thiết kế một giải thuật xấp xỉ cho bài toán MEP với hiệu năng được đảm bảo. Cho một đa giác lồi P kích thước n với $O(n)$ bên trong nó và một số thực $\epsilon > 0$, giải thuật được đề xuất sẽ tìm một đường trong P có độ phơi bày nhỏ hơn $1 + \epsilon$ lần độ phơi bày của MEP, trong thời gian $O(n/\epsilon^2 w)$ với w là một thông số phụ thuộc của miền. Nhóm tác giả cũng mô tả một framework để tăng thời gian thực thi của thuật toán, nhờ đó, giảm đi một lượng $O(1/\epsilon)$ mà vẫn giữ nguyên tỷ lệ xấp xỉ. Bài báo này đã đạt được một số kết quả như sau: Đầu tiên, tìm được một phương án chính xác cho bài toán MEP trong miền chỉ có đúng một cảm biến – mà trong phương án trước đó, chỉ đúng trong một số trường hợp; thứ hai, họ cũng phát triển được giải thuật xấp xỉ đầu tiên đối với bài toán MEP trên một trường có nhiều cảm biến với thời gian chạy và tỷ lệ xấp xỉ được đảm bảo; thứ ba, họ phát triển được một framework có thể áp dụng để thiết kế các giải thuật xấp xỉ cho các bài toán độ phơi bày và độ bao phủ nhỏ nhất; thứ 4, giải thuật của họ nhanh hơn và sử dụng ít bộ nhớ hơn các giải thuật trước đó khi các giải thuật trước tạo ra một lưới 2-D các điểm bao phủ toàn bộ miền diện tích trong khi họ chỉ xét các điểm nằm trên các cạnh.

Nhóm tác giả trong [3] biểu diễn một hàm

Trong [4], nhóm tác giả tập trung vào bài toán tìm đường đi ngắn nhất cho hai kiểu mô hình cảm biến là mô hình đĩa nhị phân và mô hình cảm biến có hướng. Đối với mô hình đĩa nhị phân, họ xây dựng một biểu đồ Voronoi đặc biệt gọi là sector centroids-based Voronoi diagram để chuyển bài toán MEP từ một bài toán hình học liên tục về bài toán hình học rời rạc. Bằng cách sử dụng sector centroids-based Voronoi diagram, họ phát triển một giải thuật xấp xỉ để tìm đường có độ phơi bày nhỏ nhất trong trường triển khai các cảm biến. Các tác giả mô hình bài toán tìm đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất thành hai hàm cường độ cảm biến khác nhau là hàm all-sensor intensity và hàm maximum-sensor intensity. Hai lưới có trọng số được xây dựng để chuyển bài toán MEP thành hai bài toán hình học rời rạc tương ứng. Dựa trên lưới trọng số, giải thuật tìm đường đi ngắn nhất được áp dụng để tìm đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất cho mạng cảm biến có hướng.

Trong [5], nhóm tác giả đề xuất một mô hình phơi bày dựa trên biểu đồ Voronoi và xa hơn thế, một phương thức heuristic mới được giới thiệu cho các đối tượng di chuyển được thiết kế để tìm đường đi an toàn với mức độ nguy hiểm nhỏ nhất khi đối tượng di động di chuyển bên trong miền cảm biến. Giải thuật được đề xuất dựa trên lưới tổ ong Voronoi địa phương, trong đó, độ phơi bày của đường đi được định nghĩa là độ lớn tín hiệu nguyên mà đối tượng di động nhận được từ các cảm biến phát hiện khi nó di chuyển dọc theo đường đi, các tập điểm ứng cử viên của vị trí tiếp theo được quyết định bằng việc chia lưới tổ ong voronoi.

Trong [6], nhóm tác giả cũng quan tâm đến trường hợp cảm biến động. Họ đề xuất một giải thuật hiệu quả dựa trên đường tiếp tuyến không chỉ tránh xa các cảm biến tĩnh mà còn đề phòng các cảm biến động.

Việc mô phỏng cho thấy giải thuật đề xuất có thể được sử dụng để giải quyết bài toán đường đi qua vị trí giao nhau của các đội tuần tra cảm biến động trong mạng cảm biến không dây.

Trong [7], bài toán MEP chỉ thảo luận trường hợp điểm ban đầu và điểm kết thúc cố định và không có các điều kiện ràng buộc đối với đường đi. Trong bài báo này, người ta đề xuất một biến thể của bài toán MEP ban đầu có tên là bài toán MEP-SPABCC. Nó yêu cầu đường đi phải đi qua biên của một số khu vực đặc biệt. Xét phương pháp đối với bài toán gốc MEP không thỏa mãn MEP-SPABCC, nó được chuyển đổi thành một bài toán tối ưu hóa và được giải quyết bằng cách áp dụng giải thuật di truyền. Tuy nhiên, các công việc này chỉ cho kết quả trong các mạng cảm biến kích thước nhỏ và các nút là đồng dạng.

Trong [8], nhóm nghiên cứu cố gắng loại bỏ các khuyết điểm về tính chính xác bị giới hạn của giải thuật dựa trên lưới và thất bại của các phương thức dựa trên biểu đồ Voronoi để giải quyết bài toán MEP trong trường hợp mạng hỗn hợp. Đầu tiên, người ta xây dựng một mô hình tối ưu hóa được dẫn xuất từ các phép tính số học của tích phân trong định nghĩa của MEP. Thứ hai, vì mô hình tối ưu hóa được thiết kế là đa chiều và phi tuyến tính nên bài báo đề xuất sử dụng giải thuật Tối ưu hóa bầy đàn (PSO) để giải quyết mô hình được đặt ra. Cuối cùng, một phân tích liên quan đến tính hội tụ và mô phỏng kết quả chỉ ra hiệu năng tốt của mô hình nói trên đối với mạng hỗn hợp.

Nhóm tác giả ở [9] đề xuất mô hình NFE cho bài toán MEP. Mô hình NFE là một bài toán tối ưu hóa phi tuyến tính và nhiều chiều. Để giải quyết hiệu quả bài toán này, dựa trên tính chất của độ bao phủ của nút cảm biến, một toán tử lai ghép mới được

thiết kế, một lược đồ tìm kiếm cục bộ mới được đề xuất và một toán tử đảo ngược để tránh cục bộ địa phương cũng được phát triển.

Trong [10], bài toán MEP lần đầu tiên được chuyển thành bài toán tối ưu hóa với các điều kiện ràng buộc. Vì tính khó của việc tìm một phương án do tính phi tuyến tính và nhiều chiều cũng như tính chất đặc biệt của bài toán, một giải thuật di truyền lai được giới thiệu để tìm kiếm các lời giải. Bài báo cũng cung cấp một chứng minh liên quan đến tính hội tụ của giải thuật được thiết kế. Một chuỗi các thực nghiệm mô phỏng đã cho thấy mô hình tối ưu hóa với các ràng buộc đã thiết kế và giải thuật di truyền lai có thể giải quyết hiệu quả bài toán tìm đường đi có độ phơi bày được đề xuất.

Nhóm tác giả ở [11] đã phân tích bài toán đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất trong vùng chứa các nút cảm biến hỗn hợp và các chướng ngại vật. Sau đó, giải thuật OMEPS được đề xuất để tìm đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất trong miền bao gồm các chướng ngại vật. Cùng với việc tìm kiếm trên một vùng có độ bao phủ tồi, OMEPS hướng các đối tượng di động đi qua các lỗ hổng bao phủ gây ra bởi các chướng ngại vật mà không sợ bị phát hiện.

2. Mô hình hóa bài toán

2.1. Mô hình bao phủ cảm biến

Mô hình bao phủ cảm biến được dùng để đo khả năng và chất lượng cảm biến. Trong hầu hết các trường hợp, một mô hình bao phủ cảm biến có thể được xây dựng như một hàm của khoảng cách Euclide từ một điểm bất kỳ trong không gian đến cảm biến được xét. Mô hình bao phủ nhị phân và mô hình bao phủ xác suất là hai mô hình bao phủ cảm biến được sử dụng rộng rãi trong bài toán bao phủ rào chắn.

Trong mô hình bao phủ nhị phân, mỗi cảm biến có một bán kính cảm biến xác định r và đối tượng xâm nhập chỉ bị phát hiện khi nó nằm bên trong phạm vi này.

$$f(s, p) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } d(s, p) < r \\ 0 & \text{nếu ngược lại} \end{cases}$$

với $d(s, p) = \sqrt{(x_s - x_p)^2 + (y_s - y_p)^2}$ là khoảng cách Euclide giữa một điểm $p = (x_p, y_p)$ trong không gian và một cảm biến $s = (x_s, y_s)$.

Trong mô hình bao phủ xác suất, ta giả sử xác suất phát hiện là một hàm giảm liên tục theo khoảng cách.

$$f(s, p) = \frac{\theta}{d^\alpha(s, p)}$$

Với θ và α là các thông số kỹ thuật của cảm biến.

Trong bài báo này, nhóm tác giả sử dụng mô hình bao phủ xác suất do phạm vi ứng dụng rộng rãi của nó.

2.2. Độ phơi bày và bài toán tìm đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất

Độ bao phủ là một tính chất cơ bản của mạng cảm biến. Độ bao phủ được dùng để đo khả năng một mạng cảm biến có thể bao phủ một vùng nhất định và trả lời cho câu hỏi liên quan đến chất lượng dịch vụ được cung cấp bởi mạng.

Độ phơi bày của một đối tượng trong một mạng cảm biến phụ thuộc vào khả năng mạng quan sát đối tượng này di chuyển dọc theo một đường bất kỳ trong một khoảng thời gian. Vì nó liên quan trực tiếp đến độ bao phủ của mạng nên hiểu biết về độ phơi bày, đặc biệt là đường đi có độ phơi bày nhỏ nhất là một cơ sở quan trọng để cải thiện độ bao phủ chung của mạng cảm biến.

Khái niệm cường độ trường cảm biến được giới thiệu để đơn giản hóa quá trình tính toán độ phơi bày. Cường độ trường cảm biến có thể được định nghĩa thông qua hai cách dưới đây:

Cường độ trường cảm biến toàn phần $I_A(F, p)$ đối với một điểm p bất kỳ trong trường F được định nghĩa là tổng mức độ cảm biến tại p từ tất cả các cảm biến trong F .

$$I_A(F, p) = \sum_{i=1}^{n-1} f(s_i, p)$$

Cường độ trường cảm biến gần nhất $I_C(F, p)$ đối với một điểm p bất kỳ trong trường F được định nghĩa là mức độ cảm biến tại p từ cảm biến gần nó nhất, hay nói cách khác, cảm biến có khoảng cách Euclide đến p là nhỏ nhất.

$$I_C(F, p) = f(s_{\min}, p)$$

Trong bài báo này, nhóm tác giả sẽ sử dụng Cường độ trường cảm biến toàn phần để tính độ phơi bày của các đối tượng bởi nó phản ánh chính xác hơn khả năng phát hiện đối tượng của các cảm biến.

Khi đó, độ phơi bày của một đối tượng O di chuyển dọc theo một đường đi P bắt đầu từ $M(x_M, y_M)$ và kết thúc tại $N(x_N, y_N)$ trong một trường cảm biến F sẽ được xác định như sau:

$$E(P, M, N) = \int_{MN} I_A(F, p) dp$$

Định nghĩa đường có độ phơi bày nhỏ nhất giữa hai điểm M và N bên trong trường cảm biến là đường cực tiểu hóa biểu thức trên. Rõ ràng, để tìm cực tiểu của biểu thức này một cách trực tiếp là rất khó do P là một đường bất kỳ. Thay vào đó, ta sẽ chia P thành các đường cong tích phân và khớp chúng bằng các đoạn thẳng tương ứng.

Giả sử, đường đi P từ M đến N có thể được biểu diễn dưới dạng $y = y(x)$. Không mất tính tổng quát, giả sử $x_M < x_N$. Ta chia đoạn $[x_M, x_N]$ thành $n + 1$ đoạn có chiều dài bằng nhau và bằng $\Delta_x = (x_N - x_M)/(n + 1)$.

Với $(x_0, y_0) = (x_M, y_M)$, $(x_{n+1}, y_{n+1}) = (x_N, y_N)$, đặt $x_i = x_0 + i\Delta_x$ và $y_i = y(x_i)$, $i = \overline{1, n}$.

Tiếp tục đặt $\Delta_{xi} = x_{i+1} - x_i = \Delta_x$ và $\Delta_{yi} = y_{i+1} - y_i$, $i = \overline{0, n}$.

Khi đó, biểu thức ban đầu được viết lại thành:

$$\begin{aligned} E(P, M, N) &= \int_M^N I_A(F, (x, y)) \sqrt{dx^2 + dy^2} \\ &\approx \sum_{i=0}^n I_A(F, (x_i, y_i)) \sqrt{\Delta_{xi}^2 + \Delta_{yi}^2} \\ &= \sum_{i=0}^n I_A(F, (i\Delta_x, y_i)) \sqrt{\Delta_x^2 + \Delta_{yi}^2} \end{aligned}$$

Ta thấy, biểu thức này chỉ phụ thuộc vào tập các biến (y_1, y_2, \dots, y_n) . Do vậy, bài toán MEP là bài toán tìm phương án tối ưu $(y_1^*, y_2^*, \dots, y_n^*)$ cực tiểu hóa biểu thức trên.

2.3. Mô hình hóa bài toán

Bài toán có thể được phát biểu như sau: Cho một miền diện tích chữ nhật F kích thước $W \times H$ chứa các chướng ngại vật ở vị trí bất kỳ cùng một tập các cảm biến s_1, s_2, \dots, s_m với các thông số kỹ thuật khác nhau đã được triển khai theo một phương thức xác định trước đó, tìm đường đi có độ bao phủ tối nhất từ điểm đầu s đến điểm cuối d cho trước thuộc hai biên đối diện của miền này. Chướng ngại vật ở đây là các đa giác được biểu diễn bởi một dãy các đỉnh liên tiếp.

Đầu vào

Ký hiệu	Ý nghĩa
W	Chiều rộng miền khảo sát
H	Chiều cao miền khảo sát
m	Số lượng cảm biến
(x_i, y_i)	Tọa độ cảm biến s_i
k	Số lượng chướng ngại vật
$v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jn_j}$	Dãy n_j đỉnh liên tiếp của chướng ngại vật thứ j
(x_s, y_s)	Tọa độ điểm nguồn s
(x_d, y_d)	Tọa độ điểm đích d

Đầu ra

Một đường nối s và d nằm trong miền khảo sát được biểu diễn bởi tập điểm p_1, p_2, \dots, p_n .

Ràng buộc

Đường tìm được không đi qua bất kỳ một chướng ngại vật nào.

Hàm mục tiêu:

$$\sum_{i=0}^n I_A(F, (i\Delta_x, y_i)) \sqrt{\Delta_x^2 + \Delta_{yi}^2} \rightarrow \min$$

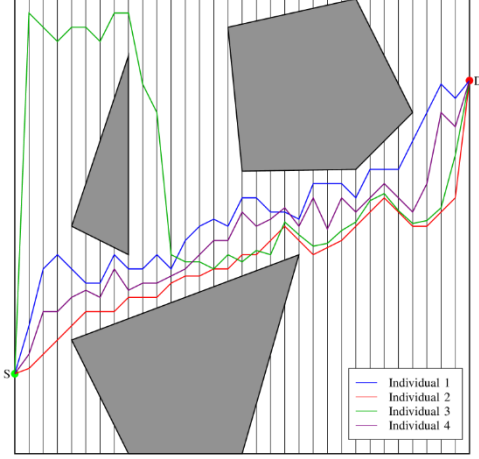
3. Giải thuật đề xuất

Bài toán được khảo sát là một bài toán tối ưu hóa có ràng buộc và đã được chứng minh là NP-Khó. Do vậy, chúng tôi lựa chọn tiếp cận nó bằng giải thuật di truyền. Giải thuật di truyền đề xuất sẽ được lai ghép với một toán tử Tìm kiếm cục bộ nhằm cải thiện chất lượng cá thể có độ thích nghi cao nhất trong quần thể.

3.1. Biểu diễn cá thể

Mỗi cá thể được biểu diễn bởi một vector không âm n chiều (y_1, y_2, \dots, y_n) , trong đó $y_i, i = \overline{1, n}$ nhận một giá trị thực trong đoạn từ 0 đến H .

(x_i, y_i) với x_i được định nghĩa ở đề mục trước sẽ biểu diễn tọa độ giao điểm của đường thẳng $x = x_i$ và đường cần tìm.



Hình 1. Phương pháp NAM sẽ lựa chọn cá thể 1 và cá thể có khoảng cách lớn nhất tới nó là cá thể 3.

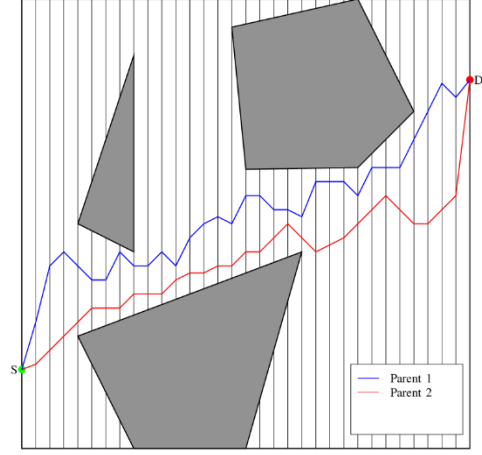
3.2. Lựa chọn cha mẹ

Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng Negative Assortative Mating để lựa chọn các cá thể tham gia lai ghép do giải thuật có khả năng mang lại sự đa dạng trong quần thể. Các cá thể được lựa chọn dựa trên độ tương đồng (trong trường hợp này, những cá thể ít tương đồng sẽ được ưa chuộng hơn) thay vì hoàn toàn ngẫu nhiên.

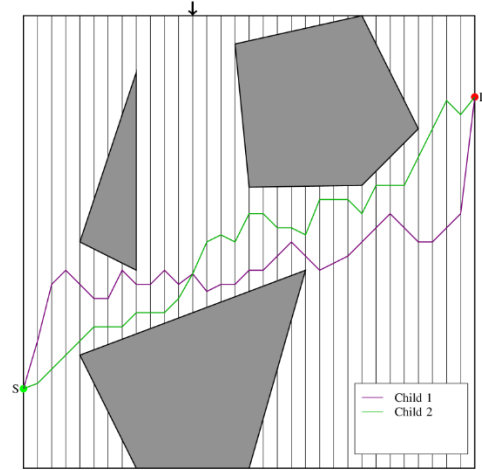
Đầu tiên, sử dụng uniform selection để chọn ra 4 cá thể bất kỳ từ quần thể và tính độ tương đồng giữa cá thể đầu tiên với các cá thể còn lại. Độ tương đồng giữa hai cá thể $P_a = (y_{a,1}, y_{a,2}, \dots, y_{a,n})$ và $P_b = (y_{b,1}, y_{b,2}, \dots, y_{b,n})$ có thể được tính dưới dạng khoảng cách Euclide, nghĩa là:

$$\begin{aligned} \text{sim}(P_a, P_b) &= \|P_a P_b\|_2 \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{a,i} - y_{b,i})^2} \end{aligned}$$

Sau cùng, giải thuật lựa chọn cá thể đầu tiên và cá thể ít tương đồng với nó nhất, tức cá thể có khoảng cách tới nó là lớn nhất để chuyển sang bước tiếp theo.



Hình 2. Xét 2 cá thể tham gia lai ghép P_1 và P_2



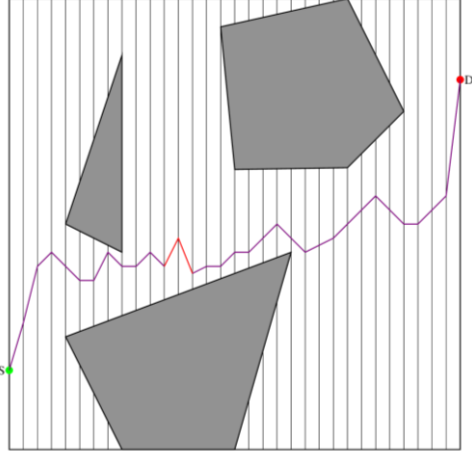
Hình 3. Các cá thể con C_1 và C_2 được tạo ra sau lai ghép. Phép lai ghép tương tự với lai ghép một điểm cắt.

3.3. Lai ghép

Toán tử lai ghép được đề xuất khá tương đồng với toán tử lai ghép một điểm cắt ngoại trừ phương cách tác động tới các gene nằm tại vị trí cắt.

Từ hai cá thể $P_1 = (y_{p_1,1}, y_{p_1,2}, \dots, y_{p_1,n})$ và $P_2 = (y_{p_2,1}, y_{p_2,2}, \dots, y_{p_2,n})$ được lựa chọn bởi giải thuật Negative Assortative Mating, toán tử lai ghép sẽ sinh ra hai cá thể mới $C_1 = (y_{c_1,1}, y_{c_1,2}, \dots, y_{c_1,n})$ và $C_2 = (y_{c_2,1}, y_{c_2,2}, \dots, y_{c_2,n})$ dựa trên quy tắc sau:

Đầu tiên, lựa chọn ngẫu nhiên một điểm cắt $i_{cross} \in [1, n]$ và một số thực $\alpha \in [0, 1]$.



Hình 4. Một gene bị đột biến trong cá thể.

Từ vị trí đầu tiên đến vị trí $i_{cross} - 1$, các gene từ P_1 sẽ được sao chép sang C_1 và từ P_2 sẽ được sao chép sang C_2 . Từ vị trí $i_{cross} + 1$ đến vị trí cuối cùng, các gene từ P_1 sẽ được sao chép sang C_2 và từ P_2 sẽ được sao chép sang C_1 . Tại vị trí i_{cross} , giá trị các gene tương ứng trong C_1 và C_2 sẽ được tính như sau:

$$y_{c_1, i_{cross}} = \alpha y_{p_1, i_{cross}} + (1 - \alpha) y_{p_2, i_{cross}}$$

$$y_{c_2, i_{cross}} = (1 - \alpha) y_{p_1, i_{cross}} + \alpha y_{p_2, i_{cross}}$$

Các quy tắc này có thể được biểu diễn thông qua các hệ thức dưới đây:

$$y_{c_1, i} = \begin{cases} y_{p_1, i} & \text{if } i < i_{cross} \\ y_{p_2, i} & \text{if } i > i_{cross} \\ \alpha y_{p_1, i} + (1 - \alpha) y_{p_2, i} & \text{if } i = i_{cross} \end{cases}$$

$$y_{c_2, i} = \begin{cases} y_{p_2, i} & \text{if } i < i_{cross} \\ y_{p_1, i} & \text{if } i > i_{cross} \\ \alpha y_{p_2, i} + (1 - \alpha) y_{p_1, i} & \text{if } i = i_{cross} \end{cases}$$

3.4. Đột biến

Do việc áp dụng toán tử Tìm kiếm cục bộ lên cá thể có độ thích nghi cao nhất trong quần thể làm tăng nguy cơ dẫn đến hội tụ sớm nên đột biến đóng vai trò quan trọng trong tính hiệu quả cuối cùng của giải thuật.

Thực hiện gán một giá trị ngẫu nhiên $v \in [0, H]$ cho $y_i, i = \overline{1, n}$ khi gene này

được chọn để tiến hành đột biến. Phương án này có thể chuyển phạm vi tìm kiếm sang một địa phương mới và từ đó, làm tăng tính đa dạng của quần thể.

3.5. Toán tử Tìm kiếm cục bộ

Toán tử tìm kiếm cục bộ được sử dụng trong tài liệu này là một giải thuật leo đồi ngẫu nhiên, trong đó kích thước mỗi bước có khả năng tự thích nghi. Giải thuật này được đề xuất bởi Solis và Wets năm 1981.

Xuất phát từ cá thể hiện tại $C_{LS} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, hai phương án ứng cử viên sẽ được sinh ra như sau: Sử dụng một phân phối chuẩn n chiều với trung bình $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ và độ lệch chuẩn $\rho = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n)$. Sinh ra một mẫu ngẫu nhiên và sử dụng chúng làm giá trị khoảng cách để tính hai phương án ứng cử viên là $c_{LS} + d$ và $c_{LS} - d$. Nếu ứng cử viên tốt hơn trong hai phương án này tốt hơn c_{LS} thì c_{LS} sẽ được cập nhật thành ứng cử viên này và một thành công được ghi nhận. Ngược lại, nếu c_{LS} tốt hơn cả hai phương án ứng cử viên thì c_{LS} sẽ không được cập nhật và một thất bại được ghi nhận. Sau một số thành công (thất bại) liên tiếp, ρ sẽ được tăng lên (giảm xuống) tương ứng.

Số hạng $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ được sử dụng trong giải thuật để đưa mô men tìm kiếm đến các vùng triển vọng. Số hạng này liên tục được cập nhật dựa trên giá trị trước đó của nó và d .

3.6. Lựa chọn cá thể sống sót

Lựa chọn các cá thể sống sót dựa trên độ thích nghi của chúng.

4. Kết quả thực nghiệm

Nhóm tác giả đã xây dựng một số bộ dữ liệu thử nghiệm để so sánh kết quả tìm được của thuật toán đề xuất với thuật toán được giới thiệu ở [11].

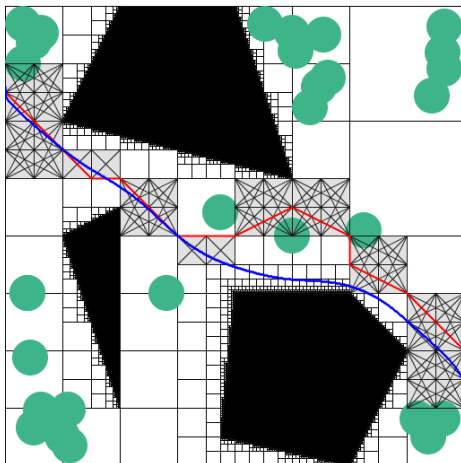
Các thông số đầu vào được thiết lập như sau:

- Số lượng cảm biến từ 5 đến 20.
- Bán kính cảm biến từ 10 đến 40.
- Số lượng chương ngại vật từ 1 đến 4.
- Diện tích của các chương ngại vật chiếm từ 15 đến 45 phần trăm diện tích miền khảo sát.

Khi đó, bảng kết quả tương ứng với một số bộ dữ liệu được trình bày ở dưới:

Thế hệ	Giá trị hàm mục tiêu			Phương pháp lưới
	Phương pháp di truyền lai			
	Min	Max	Avg	
100	1775.626	1825.333	1781.331	2305.09
200	1748.921	1775.293	1752.614	
300	1729.390	1748.693	1738.529	
400	1713.960	1729.215	1721.317	
500	1701.252	1713.827	1707.352	
600	1690.633	1701.135	1695.814	
700	1681.202	1690.538	1685.794	
800	1672.855	1681.116	1676.903	
900	1665.533	1672.776	1669.118	
1000	1630.337	1665.475	1662.055	

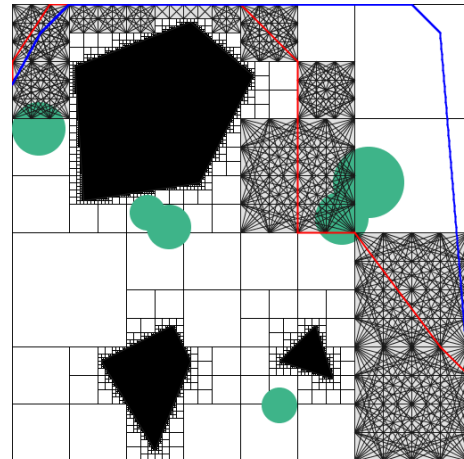
Bảng 1. Với bộ dữ liệu gồm 30 cảm biến có bán kính được cố định là 20 đơn vị độ dài; 3 chương ngại vật là các đa giác lồi có tổng diện tích chiếm khoảng 45% diện tích miền khảo sát, kết quả cho thấy, giải thuật di truyền lai đề xuất cho kết quả tốt hơn giải thuật dựa trên phương pháp lưới.



Hình 5. Đường màu xanh là đường MEP tìm được bởi giải thuật di truyền lai, đường màu đỏ là đường tìm được bởi giải thuật chia lưới.

Thế hệ	Giá trị hàm mục tiêu			Phương pháp lưới
	Phương pháp di truyền lai			
	Min	Max	Avg	
100	211.51	213.50	212.51	652.28
200	205.42	212.51	206.32	
300	199.13	204.46	200.61	
400	194.35	200.37	196.39	
500	187.47	191.92	189.72	
600	183.69	187.11	186.17	
700	181.92	186.02	182.41	
800	174.21	185.06	179.23	
900	172.17	179.29	175.15	
1000	168.32	173.13	170.41	

Bảng 2. Với bộ dữ liệu gồm 10 cảm biến có bán kính chạy từ 20 đến 40 đơn vị độ dài; 3 chương ngại vật là các đa giác lồi có tổng diện tích chiếm khoảng 25% diện tích miền khảo sát, tương tự, kết quả cho thấy, giải thuật di truyền lai đưa ra kết quả tốt hơn.



Hình 6. Độ mịn của đường MEP tìm được bằng giải thuật di truyền lai là cao hơn so với đường tìm được bằng phương pháp lưới.

5. Kết luận và các hướng nghiên cứu tiếp theo

Như vậy, mô hình đề xuất và giải thuật di truyền lai được thiết kế trên mô hình này cho kết quả tốt hơn kết quả được đề xuất ở những tài liệu trước đó.

Trong tương lai, nhóm sẽ tiến hành xây dựng các kịch bản kiểm thử để đưa ra những nhận xét chi tiết và khách quan hơn ở phần kết quả thực nghiệm. Cùng với đó, nhóm sẽ bắt đầu tiếp cận bài toán MEP bằng các giải thuật Tối ưu hóa đàn kiến,

đàn ong để so sánh hiệu năng với thuật toán di truyền lai đề xuất trong bài báo này.

6. Tài liệu tham khảo

- [1] Megerian, S., Koushanfar, F., Qu, G., Veltri, G., & Potkonjak, M. (2002). Exposure in wireless sensor networks: theory and practical solutions. *Wireless Networks*, 8(5), 443-454.
- [2] Djidjev, H. N. (2007, June). Efficient computation of minimum exposure paths in a sensor network field. In *International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems* (pp. 295-308). Springer Berlin Heidelberg.
- [3] Ferrari, S., & Foderaro, G. (2010, May). A potential field approach to finding minimum-exposure paths in wireless sensor networks. In *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on* (pp. 335-341).
- [4] Liu, L., Zhang, X., & Ma, H. (2014). Minimal exposure path algorithms for directional sensor networks. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 14(10), 979-994.
- [5] Huang, H. (2015, April). Local Voronoi Diagram based Heuristic Anti-Monitoring Method for Moving Objects Traversing through Sensory Fields. In *International Conference on Advances in Mechanical Engineering and Industrial Informatics*. Atlantis Press.
- [6] Zhang, L., Chen, X., Fan, J., Wang, D., & Lin, C. K. (2015, December). The Minimal Exposure Path in Mobile Wireless Sensor Network. In *Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP), 2015 Seventh International Symposium on* (pp. 73-79). IEEE.
- [7] Ye, M., Zhao, M., & Cheng, X. (2015, December). A New Minimum Exposure Path Problem and Its Solving Algorithm. In *2015 11th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS)* (pp. 420-423). IEEE.
- [8] Miao, Y., Wang, Y., & Jing-Xuan, W. (2015). Hybrid particle swarm algorithm for minimum exposure path problem in heterogeneous wireless sensor network. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 8(1), 74-81.
- [9] Miao, Y., Yuping, W., Cai, D., Xiaoli, W. (2015). A Hybrid Genetic Algorithm for the Minimum Exposure Path Problem of Wireless Sensor Networks Based on a Numerical Functional Extreme Model. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* Page(s): 8644 - 8657 (Impact factor: 2.243)
- [10] Feng, H., Luo, L., Wang, Y., Ye, M., & Dong, R. (2016). A novel minimal exposure path problem in wireless sensor networks and its solution

algorithm. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 12(8), 1550147716664245.

- [11] Liu, L., Han, G., Wang, H., & Wan, J. (2016). Obstacle-avoidance minimal exposure path for heterogeneous wireless sensor networks. *Ad Hoc Networks*.