

## ẢNH HƯỞNG CỦA KÍCH THƯỚC MẮT LƯỚI ĐẾN HIỆU QUẢ QUY HOẠCH MẠNG RFID

Võ Viết Minh Nhật<sup>1</sup>, Lê Văn Hòa<sup>2\*</sup>, Hoàng Minh<sup>3</sup>, Nguyễn Văn Tùng<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Đại học Huế

<sup>2</sup>Trường Du lịch, Đại học Huế

<sup>3</sup>Trường THPT Phú Bài

<sup>4</sup>Trường ĐH Công nghiệp Thực phẩm Tp. HCM

\*Email: levanhoa@hueuni.edu.vn

Ngày nhận bài: 21/11/2022; ngày hoàn thành phản biện: 15/12/2022; ngày duyệt đăng: 22/12/2022

### TÓM TẮT

Quy hoạch mạng RFID là bài toán lắp đặt các đầu đọc trong một vùng làm việc sao cho một thẻ có thể được bao phủ bởi ít nhất một đầu đọc. Bài toán này thuộc về lớp bài toán NP-khó, trong đó cách xử lý chủ yếu là dùng các phương pháp heuristic và các thuật toán tiến hóa. Mục tiêu là tìm vị trí tối ưu của các đầu đọc sao cho mạng các đầu đọc đáp ứng một số ràng buộc như bao phủ tối đa, nhiễu tối thiểu, chi phí tối thiểu, ... Tuy nhiên, số vị trí ứng viên của các đầu đọc trong một vùng làm việc thường là rất lớn, nên cần chia lưới để giảm số lượng vị trí này. Do đó, bài báo sẽ khảo sát một số trường hợp mắt lưới khác nhau bằng cách sử dụng giải thuật di truyền (GA) và tối ưu hóa bầy đàn (PSO). Các so sánh và đánh giá dựa trên mô phỏng cho thấy kích thước mắt lưới bằng  $\frac{1}{4}$  bán kính vùng đọc đầu đọc cho kết quả quy hoạch mạng tốt nhất, trong đó GA hiệu quả hơn PSO.

**Từ khóa:** RFID, quy hoạch mạng RFID, chia lưới, giải thuật di truyền, tối ưu hóa bầy đàn.

### 1. GIỚI THIỆU

Công nghệ nhận dạng tần số vô tuyến (Radio Frequency Identification - RFID) đã thể hiện được nhiều ưu điểm vượt trội như: không tiếp xúc vật lý, nhanh chóng, bảo mật cao và dung lượng lưu trữ cao... Không giống như công nghệ nhận dạng mã vạch truyền thống, RFID được sử dụng rộng rãi hơn nhằm gắn thẻ (tag) và xác định các đối tượng vật lý trong các lĩnh vực khác nhau: công nghiệp, chăm sóc sức khỏe, quản lý chuỗi cung ứng và vận chuyển, thậm chí là nông nghiệp và du lịch [1]. Công

nghe RFID được xem là công nghệ chủ yếu của IoT (Internet of Things), trong đó RFID cho phép cung cấp cơ sở hạ tầng thông tin cho các ứng dụng IoT quy mô lớn [2].

Mạng RFID bao gồm một tập hợp các thẻ RFID, một hoặc nhiều đầu đọc RFID được kết nối với nhau và một hệ thống máy chủ trung tâm để lưu trữ và xử lý dữ liệu. Một thẻ RFID có thể chủ động (active) hoặc thụ động (passive). Thẻ RFID thụ động không có nguồn năng lượng riêng. Nó lấy năng lượng từ đầu đọc và thường chỉ chứa một số lượng nhỏ dữ liệu. Thẻ thụ động có giá khá rẻ nên được ứng dụng khá nhiều trong thực tế, như an ninh công cộng, kiểm soát giao thông, giám sát kho bãi ....

Mỗi đầu đọc RFID có vùng phủ sóng hạn chế, nên việc phân bố chúng sao cho có thể phủ/đọc được hết các thẻ là điều cần thiết. Ngoài ra, các ràng buộc khác như hạn chế tối đa số đầu đọc nhưng vẫn phủ được hầu hết các thẻ, tối ưu năng lượng tiêu thụ các đầu đọc... là điều cần thiết trong các hệ thống RFID. Vấn đề này được biết đến là quy hoạch mạng RFID (RFID Network Planning - RNP). Việc giải quyết bài toán RNP là một nhiệm vụ khó khăn và trong thời gian gần đây cũng đã có nhiều các nghiên cứu nhằm giải quyết vấn đề này.

Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng giải thuật di truyền (Genetic Algorithm - GA) và phương pháp tối ưu hóa bầy đàn (Particle Swarm Optimization - PSO) cho việc tối ưu việc phân bố các đầu đọc đối với bài toán quy hoạch mạng RFID. Để giới hạn số vị trí có thể bố trí các đầu đọc, vùng làm việc cần được chia lưới, trong đó mỗi mắt lưới là một vị trí ứng viên để lắp đặt đầu đọc. Việc chia nhỏ mắt lưới sẽ giúp việc chọn lựa vị trí mịn hơn, nhưng yêu cầu nhiều tính toán, trong khi nếu kích thước mắt lưới lớn sẽ giảm số vị trí ứng viên, nhưng việc phân bố sẽ kém hiệu quả. Bài báo này khảo sát một số trường hợp mắt lưới nhằm xác định kích thước mắt lưới tốt nhất.

Các phần tiếp theo của bài báo này bao gồm: Phần 2 trình bày các nghiên cứu liên quan về việc sử dụng giải thuật GA và PSO trong vấn đề RNP, Phần 3 là giải pháp cho kích thước mắt lưới và tối ưu hóa vị trí lắp đặt đầu đọc, mô phỏng và trình bày các kết quả đạt được thể hiện trong Phần 4 và kết luận ở trong Phần 5.

## **2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN**

Vì RNP thuộc về lớp bài toán NP-khó [3] nên hướng tiếp cận thường dùng là sử dụng các phương pháp dựa trên tiến hóa, trong đó GA hay PSO đang được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm vì khả năng tìm kiếm chắc chắn và toàn cục trên một phạm vi rộng. Sau đây là một số đánh giá về các triển khai của GA và PSO trong việc giải quyết bài toán RNP.

Triển khai đầu tiên của GA cho bài toán RNP được đề xuất bởi Guan và cộng sự [3], trong đó các mục tiêu gồm tối thiểu số đầu đọc cần lắp đặt, tối thiểu mức độ

nhiều, tối đa vùng bao phủ bởi các đầu đọc và đảm bảo tín hiệu liên kết từ các thẻ đến đầu đọc. Các mục tiêu này được xây dựng thành các hàm mục tiêu thành phần và giá trị fitness<sup>1</sup> là tổng có trọng số các hàm mục tiêu thành phần này. Guan và cộng sự cũng đề xuất một mô hình mã hóa đa mức cho các nhiệm sắc thể, trong đó mức 1 quyết định vị trí được chọn của đầu đọc, mức 2 quyết định loại ăng-ten và mức 3 là các tham số khác (như độ suy giảm tín hiệu). Kết quả thử nghiệm trên diện tích 120m<sup>2</sup> cho thấy giải thuật di truyền chỉ cần dùng 6 đầu đọc để bao phủ 92% diện tích vùng giám sát, trong khi Vasquez và cộng sự [4] phải cần đến 7 đầu đọc, nhưng chỉ bao phủ được 90%.

Ứng dụng của GA vào vấn đề RNP trong Botero & Chaouchi [5] được xem xét trên 6 mục tiêu: tối thiểu vùng chồng lấp giữa các đầu đọc, tối thiểu số đầu đọc cần sử dụng, tối đa số thẻ được bao phủ, tối thiểu số đầu đọc định vị ngoài vùng làm việc, tối thiểu số đầu đọc dư thừa và tối thiểu số lượng thẻ định vị trong vùng đọc chồng lấp. Các mục tiêu này được xây dựng thành các hàm mục tiêu và được tính tổng có trọng số để tạo thành hàm fitness cho giải thuật di truyền. Nhiệm sắc thể được mã hóa là một dãy 21 bit mang thông tin về mức năng lượng và vị trí của đầu đọc. Thử nghiệm được thực hiện trên hai mô hình truyền bá Friis và ITU trong một vùng hình vuông 20×20m cho thấy rằng mô hình ITU thể hiện phạm vi phủ sóng ít hơn, cần ít lần lặp và thời gian xử lý hơn so với Friis.

Nghiên cứu trong Xiong và cộng sự [6] đề xuất sử dụng GA để xác định số lượng tối thiểu các đầu đọc và vị trí lắp đặt tối ưu của chúng trong một vùng làm việc 30×30m với 99 thẻ phân bố ngẫu nhiên. Với trường hợp chỉ sử dụng 10 đầu đọc, vùng đọc của các đầu đọc này chỉ bao phủ được 76 thẻ, những cũng đã vượt trội hơn so với các nghiên cứu trước đó chỉ phủ được 72 thẻ. Để phủ được toàn bộ 99 thẻ, đề xuất dựa trên GA trong [6] phải cần đến 21 đầu đọc, nhưng vẫn ít hơn nhiều so với các nghiên cứu trước đây phải cần 30 đầu đọc.

Khác với các nghiên cứu ở trên, đề xuất trong Tang và cộng sự [7] xem xét trường hợp các vùng bao phủ không đồng nhất. Các mục tiêu là tối thiểu chi phí, xung đột đầu đọc và nhiễu, nên một hàm đa mục tiêu do đó được xây dựng. GA trong [7] là một cải tiến bằng cách tích hợp với một giải thuật tham lam “chia để trị” (divide-and-conquer greedy algorithm) cho bài toán RNP. Kết quả cho thấy rằng giải thuật di truyền đa mục tiêu được đề xuất đạt được kết quả tốt hơn so với một số phương pháp dựa trên tiến tiến hóa đã được phát triển trong thời gian gần đây.

Mặc dù thuật toán tiến hóa đã được áp dụng thành công cho vấn đề RNP, sơ đồ mã hóa có độ dài cố định của nó đã giới hạn việc điều chỉnh số lượng đầu đọc được mã hóa trong mỗi nhiệm sắc thể. Để giải quyết vấn đề này, các tác giả trong Zhang và cộng

---

<sup>1</sup> Giá trị fitness được dùng để đo mức độ phù hợp của một cá thể tương ứng với một giải pháp ứng viên.

sự [8] phát triển một thuật toán di truyền linh hoạt trong đó nhiễm sắc thể có độ dài thay đổi, lai ghép được thực hiện bằng hoán đổi vùng và đột biến Gauss. Kết quả thực nghiệm cho thấy rằng giải thuật di truyền linh hoạt mang lại hiệu suất cao hơn, về phạm vi bao phủ, nhiễu và hội tụ, so với cách tiếp cận di truyền truyền thống khi giải quyết bài toán lắp đặt các đầu đọc.

Đối với phương pháp PSO, Giampaolo và cộng sự [9] đã triển khai các khía cạnh điện từ phù hợp nhất liên quan đến vấn đề RNP và xem xét một giải pháp hiệu quả dựa trên thuật toán PSO. Các tham số môi trường bao gồm các ràng buộc về công suất/độ phơi sáng trong phạm vi UHF được mã hóa thành các tham số hình học, như khoảng cách và hình dạng, biến bài toán điện từ thành bài toán hình học. Kết quả số và thực nghiệm cho thấy hiệu quả của phương pháp.

Số lượng đầu đọc được triển khai cũng có tác động to lớn đến độ phức tạp và chi phí của mạng RFID. Trong [10], Gong đã phát triển một thuật toán thông minh dựa trên bầy đàn (PSO), với toán tử loại bỏ đầu đọc dự kiến để giải quyết bài toán RNP. Kết quả thử nghiệm cho thấy thuật toán được đề xuất có khả năng đạt được độ bao phủ cao hơn và sử dụng ít đầu đọc hơn các thuật toán còn lại.

A. Nawawi và cộng sự trong đã khảo sát mối tương quan trực tiếp giữa các thông số của bài toán RNP và của PSO [11]. Mục tiêu của RNP trong bài báo này là tối ưu độ phủ sóng thẻ. Công thức về tối ưu độ phủ sóng thẻ được xây dựng thể hiện việc phân bố các tham số RNP trong công thức. Ngoài ra, một cách biểu diễn để nhúng các tham số RNP trong giải pháp PSO cũng được giải thích. Bài báo này cũng có thể đóng vai trò là hướng dẫn ban đầu để giải các bài toán RNP bằng thuật toán PSO.

Chi phí của mạng RFID chủ yếu phụ thuộc vào số lượng đầu đọc được sử dụng khi thiết kế. Theo đó, số lượng và vị trí của đầu đọc đóng một vai trò quan trọng trong việc thiết kế mạng lưới. Bài báo [12] trình bày hai phương pháp thiết kế mạng RFID trong nhà bằng cách áp dụng thuật toán PSO. Hai phương pháp này được gọi là quy hoạch tĩnh và quy hoạch động. Kết quả cho thấy thuật toán đã bao phủ thành công khu vực với số lượng đầu đọc tối thiểu và phương pháp quy hoạch động tốt hơn phương pháp quy hoạch tĩnh.

Trong đa số các nghiên cứu trên, việc chia lưới là được thực hiện nhằm là giảm số vị trí ứng viên có thể khi triển khai lắp đặt các đầu đọc. Tuy nhiên chưa có nghiên cứu nào khảo sát các kích thước mắt lưới khác nhau nhằm đánh giá và xác định mắt lưới nào phù hợp nhất. Bài viết này phân tích và khảo sát một số mắt lưới khác nhau nhằm xác định kích thước mắt lưới tốt nhất. Hai phương pháp tối ưu hóa dựa trên tiến hóa được sử dụng để khảo sát là GA và PSO, do đây là hai phương pháp phổ biến nhất để giải quyết vấn đề RNP. Đóng góp của bài viết này gồm:

- Phân tích và khảo sát một số kích thước mắt lưới nhằm xác định kích thước

mắt lưới tốt nhất cho việc lắp đặt các đầu đọc;

- Triển khai phương pháp GA và PSO cho bài toán RNP để tìm vị trí tốt nhất của các đầu đọc, đồng thời phân tích và so sánh hiệu quả của của 2 phương pháp này.

Sau đây là mô tả chi tiết về phân tích và khảo sát một số kích thước mắt lưới, cũng như triển khai phương pháp GA và PSO cho bài toán RNP.

### 3. GIẢI PHÁP CHO KÍCH THƯỚC MẮT LƯỚI VÀ TỐI ƯU HÓA VỊ TRÍ LẮP ĐẶT ĐẦU ĐỌC

#### 3.1. Phân tích kích thước mắt lưới

Xét một vùng làm việc có kích thước  $50 \times 50 \text{m}^2$  trong đó các thẻ được phân bố ngẫu nhiên. Để giới hạn số vị trí lắp đặt các đầu đọc, vùng làm việc được chia thành mắt lưới. Vấn đề là làm thế nào có thể xác định mắt lưới phù hợp, một mặt để giới hạn số vị trí lắp đặt có thể, giảm số giải pháp ứng viên cần tìm kiếm và giảm kích thước vùng chồng lắp giữa các đầu đọc, nhưng cũng đảm bảo bao phủ hết vùng làm việc.

Theo Huang và các cộng sự trong [13] các đầu đọc là đẳng cấu với tần số truyền 915 MHz, công suất truyền 2 watts (W), ngưỡng công suất nhận 0.1 milliwatts (mW) và ăng-ten vô hướng được trang bị có vùng bao phủ tròn với bán kính

$$r = \frac{\lambda}{4\pi} \sqrt{\frac{P_t G_t G_r}{P_r}}$$

trong đó:

$P_t$  : Năng lượng (power) truyền bởi đầu đọc (2 W)

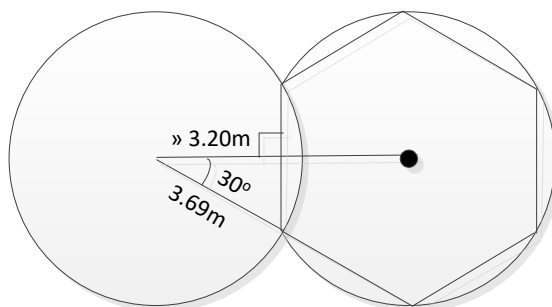
$P_r$  : Năng lượng truyền bởi thẻ (0.1 mW hoặc -10 dBm)

$G_t, G_r$  : Độ lợi (gain) của đầu đọc và thẻ (được giải thiết bằng 1)

$\lambda$  : Bước sóng của tín hiệu (0.3278 m)

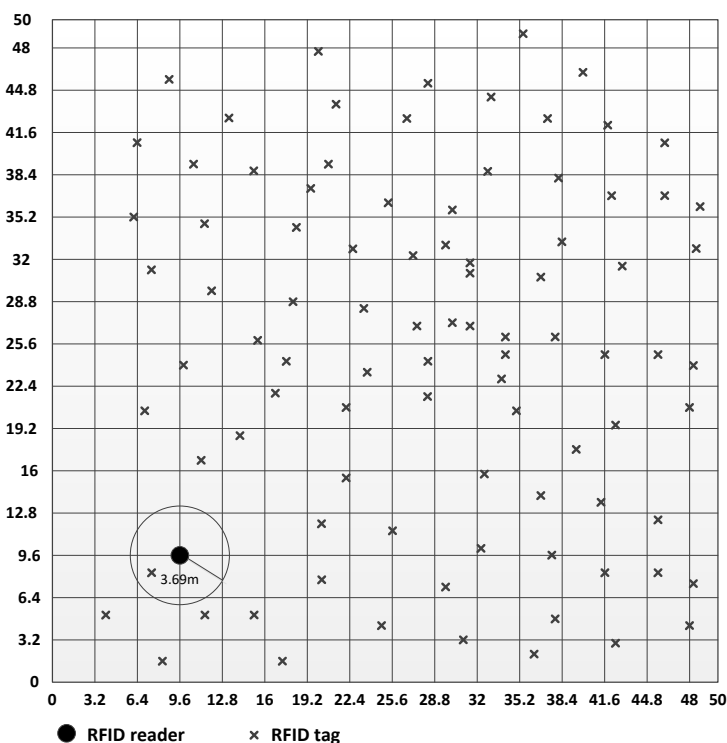
$r$  : Bán kính của vùng bao phủ ăng-ten

Bằng cách sử dụng các giá trị ở trên, bán kính ( $r$ ) vùng đọc của mỗi đầu đọc được tính bằng 3.69m. Cách tiếp cận dựa trên khái niệm đóng gói hình lục giác trong [10] là một ví dụ về việc bố trí các đầu đọc bao phủ toàn bộ vùng làm việc nhưng có kích thước vùng nhiễu nhỏ nhất. Với bán kính phủ sóng của mỗi đầu đọc là 3.69 m, khoảng cách lắp đặt 2 đầu đọc liên tiếp sẽ là  $2 \times 3.69 \times \cos(30^\circ) \approx 6.4$  m, như mô tả trong Hình 1. Như vậy để bao phủ toàn vùng làm việc  $X \times Y \text{ m}^2$  chúng ta cần đến  $(50/6.4)^2 \approx 8^2 = 64$  đầu đọc. Đây cũng chính là số đầu đọc tối đa ( $n_{\max}$ ) cần sử dụng Tuy nhiên tùy vào phân bố thực tế của các thẻ mà số đầu đọc thực tế cần lắp đặt ( $n$ ) có thể ít hơn.



Hình 1: Vùng bao phủ tròn được “tổ chức” lại thành lục giác

Để tăng độ mịn và linh hoạt cho việc lắp đặt, chúng ta có thể chọn kích thước mắt lưới nhỏ hơn. Như mô tả trong Hình 2, với việc giảm kích thước mắt lưới còn một nửa (3.2 m), số vị trí lắp đặt sẽ tăng lên  $\approx 16^2 = 256$ . Điều này cũng làm tăng số giải pháp ứng viên khi lắp đặt  $n$  đầu đọc.



Hình 2: Ví dụ vùng làm việc được chia thành lưới với kích thước mắt lưới 3.2m.

Mục tiêu của bài toán RNP là tìm phân bố các đầu đọc sao cho tối thiểu số đầu đọc cần sử dụng và tối đa số thẻ được đọc bởi các đầu đọc. Gọi  $x_i$  là index để xác định liệu một reader  $i$  có được chọn để phân bố trong vùng làm việc:  $x_i = 1$  nếu đầu đọc  $i$  được chọn và  $x_i = 0$  nếu đầu đọc  $i$  không được chọn. Mục tiêu của bài toán RNP là tối thiểu số đầu đọc được chọn:

$$f_1 = \sum_{i=1}^{n_{max}} x_i \quad (1)$$

và tối đa số thẻ được đọc bởi ít nhất một đầu đọc.

$$f_2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_{max}} T_i x_i}{T} \quad (2)$$

trong đó  $T_i$  là số thẻ được bao phủ bởi đầu đọc  $i$  và  $T$  là tổng số thẻ trong vùng làm việc.

Ngoài ra, tỉ lệ nhiễu tín hiệu (signal-to-interference ratio, SIR) giữa các đầu đọc cũng phải ở mức tối thiểu. Có 2 loại nhiễu tín hiệu:

- nhiễu *downlink* (từ đầu đọc đến thẻ) được tính bằng tổng các tín hiệu cực đại nhận được tại thẻ  $j$  từ đầu đọc  $i$  chia cho tổng các tín hiệu nêu trên và nhiễu từ các đầu đọc khác

$$f_3 = \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i \in R_j} \max(D_{i,j} x_i)}{\sum_{j=1}^n \sum_{i \in R_j} \max(D_{i,j} x_i) + \sum_{j=1}^n \sum_{i \in R_j} \sum_{k \in S_j} \max(D_{i,j} x_i)} \quad (3)$$

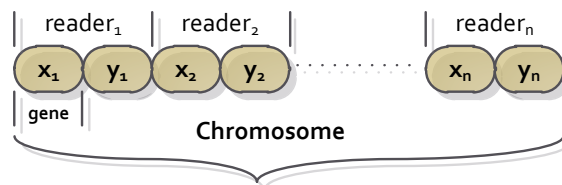
- nhiễu *uplink* (từ thẻ đến đầu đọc) được tính tương tự như nhiễu *downlink*

$$f_4 = \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i \in N_j} \max(U_{i,j} x_i)}{\sum_{j=1}^n \sum_{i \in N_j} \max(U_{i,j} x_i) + \sum_{j=1}^n \sum_{i \in N_j} \sum_{k \in S_j} \max(U_{i,j} x_i)} \quad (4)$$

trong đó  $R_j$  là tập các đầu đọc  $i$  bao phủ thẻ  $j$  (có khoảng cách đến thẻ  $j$  nhỏ hơn bán kính phủ sóng của đầu đọc) và  $S_j$  là tập các reader  $i$  tạo nhiễu tại thẻ  $j$  (được giả thiết là các đầu đọc có cùng khoảng cách đến thẻ  $j$ ).  $D_{i,j}$  và  $U_{i,j}$  là tín hiệu *downlink* và *uplink* nhận/gửi được tại thẻ  $j$  từ đầu đọc  $i$ . Để đơn giản,  $D_{i,j}$  và  $U_{i,j}$  được tính là khoảng cách Euclid về tọa độ giữa thẻ  $j$  và đầu đọc  $i$ .

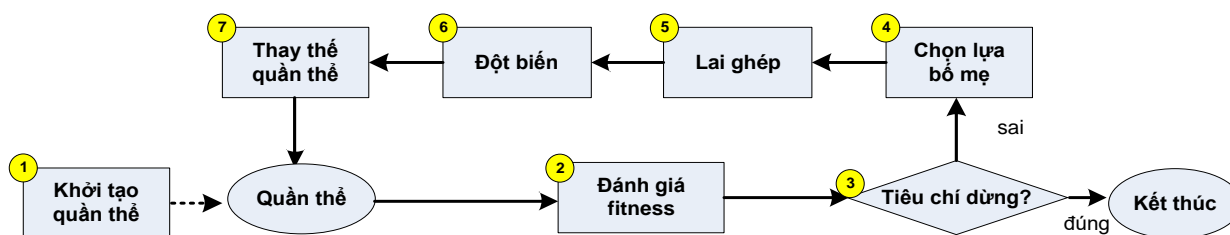
### 3.2. Tối ưu hóa vị trí lắp đặt đầu đọc dựa trên GA

Mục tiêu của bài toán RNP được xem xét trong bài viết này là xác định vị trí tối ưu của các đầu đọc trong vùng làm việc, nên tọa độ của đầu đọc trên lưới sẽ được quan tâm chính. Giải pháp ứng viên do đó được mã hóa thành từng cặp gen biểu diễn tọa độ của các đầu đọc trong mỗi giải pháp ứng viên. Kết quả là nhiễm sắc thể có cấu trúc là một chuỗi  $2n$  gen trong đó  $n$  cặp gen lưu tọa độ của  $n$  đầu đọc tương ứng. Hình 3 mô tả cấu trúc của một nhiễm sắc thể.



Hình 3. Cấu trúc của nhiễm sắc thể

Quá trình di truyền được thực hiện như sơ đồ Hình 4:



Hình 4. Sơ đồ giải thuật di truyền

Quần thể ban đầu được khởi tạo ngẫu nhiên với số lượng cá thể trong quần thể bằng 5% tổng số cá thể trong quần thể. Để các cá thể được khởi tạo phân bố đều trong không gian các giải pháp ứng viên có thể, chúng tôi khởi tạo theo phân bố Gausse.

Mặc dù mục tiêu chính của bài toán RNP là tối thiểu số lượng đầu đọc cần lắp đặt, nhưng vẫn phải đảm bảo các ràng buộc khác như mức độ bao phủ và các tỉ lệ nhiễu. Do đó hàm fitness cho mỗi cá thể được tính bằng tổng có trọng số các hàm mục tiêu (1)-(4) với công thức như sau

$$fitness = f_1w_1 + f_2w_2 + (f_3 + f_4)w_3 \quad (5)$$

trong đó  $w_k$  là trọng số của hàm mục tiêu  $k$  và  $\sum_{k=1}^3 w_k = 1$ . Cá thể tốt nhất có fitness lớn nhất.

Phương pháp lựa chọn cha mẹ để lai ghép là dựa trên bánh xe roulette, trong đó kích thước của mỗi phần (pie) bánh xe tương ứng với độ lớn fitness của mỗi cá thể trong quần thể. Với cách lựa chọn này, bất kỳ cá thể nào cũng có cơ hội được chọn, trong đó cá thể có fitness cao sẽ có xác suất được lựa chọn cao, trong khi cá thể có fitness thấp sẽ có xác suất được lựa chọn thấp.

Lai ghép trong GA có thể tại 1 điểm, nhiều điểm hoặc đồng nhất (uniform). Trong bài toán RNP này, lai ghép được thực hiện tại một điểm, trong đó điểm lai ghép được chọn ngẫu nhiên.

Đột biến được thực hiện chỉ tại một gen và với xác suất 0.01 nhằm vừa tạo sự đa dạng cho các cá thể con sinh ra, nhưng cũng đảm bảo cá thể sau đột biến không quá khác so với cha mẹ của nó. Miền giá trị đột biến phải thuộc miền tọa độ của lưới trong vùng làm việc.

Quần thể mới được chọn dựa trên giá trị fitness của các con sinh ra và cha mẹ của chúng, trong đó 30% cá thể cha mẹ tinh hoa (có fitness lớn nhất) được chuyển trực tiếp sang thế hệ tiếp theo, 70% còn lại là các cá thể (bao gồm các cha mẹ còn lại các con mới sinh ra) có fitness tốt nhất.



Giải thuật sẽ dừng khi giá trị fitness không thay đổi nữa qua một số thế hệ (chẳng hạn 5 thế hệ) hoặc đến thế hệ dừng của bài toán (chẳng hạn qua 50 thế hệ là dừng). Cá thể có fitness tốt nhất trong quần thể cuối cùng sẽ được chọn là mã hóa của giải pháp ứng viên tốt nhất được tìm thấy.

### 3.3. Tối ưu hóa vị trí lấp đầy đọc dựa trên PSO

#### 3.3.1. Giới thiệu PSO

Thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (PSO) là một thuật toán nhằm giải quyết các bài toán tối ưu hóa trên một mô hình quần thể hay bầy đàn thông minh. Thuật toán PSO được giới thiệu lần đầu tiên bởi Kennedy và Eberhat vào năm 1995 [11].

Trong PSO,  $P_i$  được xem là một cá thể của bầy đàn. Ở mỗi thế hệ, các cá thể  $P_i$  có một vài vị trí  $x_i^k$  trong không gian tìm kiếm  $R^n$  và  $x_i^{k+1}$  sẽ cho biết vị trí của cá thể thứ  $k$  sau khi được cập nhật lại thế hệ sau đó. Mỗi cá thể biểu diễn một lời giải của bài toán nhưng chưa phải là lời giải tối ưu. Mỗi lời giải trong bài toán có thể được coi như là một vị trí trong không gian đó. Trong quá trình giải quyết bài toán, một cá thể tương ứng với vị trí của nó sẽ biểu diễn một phương án tiềm năng.

Trong PSO, một bầy đàn  $P = (P_1, P_2, \dots, P_n)$  là một tập các cá thể (một tập các lời giải của bài toán). Các cá thể có thể có thông tin về toàn bộ quần thể hoặc thông tin về một phần quần thể. Thông tin đó thường là thông tin về cá thể tốt nhất trong quần thể, nó được đánh giá qua giá trị của hàm mục tiêu (như trong Công thức 5).

Vận tốc của cá thể  $v_i^k = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  là một véc-tơ làm thay đổi (di chuyển) vị trí của cá thể  $P_i$  ở thế hệ  $k$ . Vận tốc của cá thể sẽ bị ảnh hưởng bởi chính cá thể và các cá thể lân cận thông qua các công thức sau đây.

$$v_i^{k+1} = w \cdot v_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{besti} - x_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{best} - x_i^k) \quad (6)$$

Vị trí mới của các thể  $P_i$  ở thế hệ  $k$  được cập nhật bằng công thức sau

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (7)$$

Mối quan hệ vị trí - vận tốc trong không gian hai chiều với giá trị  $v_i^{k+1}$  được cập nhật theo kinh nghiệm di chuyển tốt nhất của cá thể trong quá khứ và kinh nghiệm di chuyển tốt nhất của cá thể tốt nhất trong quần thể để tiến hành thay đổi tới vị trí mới  $x_i^{k+1}$  như Hình 5.

**Trong đó:**

+  $w$  là hằng số quán tính;

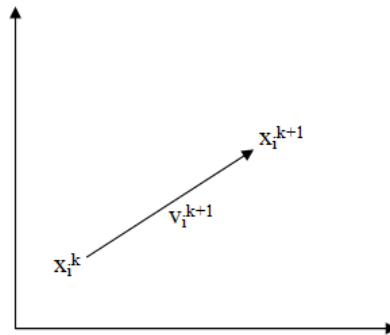
+  $c_1$  và  $c_2$  là hệ số gia tốc, hằng số mô tả có bao nhiêu cá thể hướng về vị trí tốt, đặc trưng cho kinh nghiệm và tính xã hội;

+  $r_1$  và  $r_2$  là hai véc-tơ ngẫu nhiên, lấy giá trị trong đoạn  $[0,1]$ , nó được sinh ra tại mỗi bước lặp;

+  $p_{besti}$  là vị trí tốt nhất cho đến thời điểm hiện tại của cá thể thứ  $i$  trong quần thể;

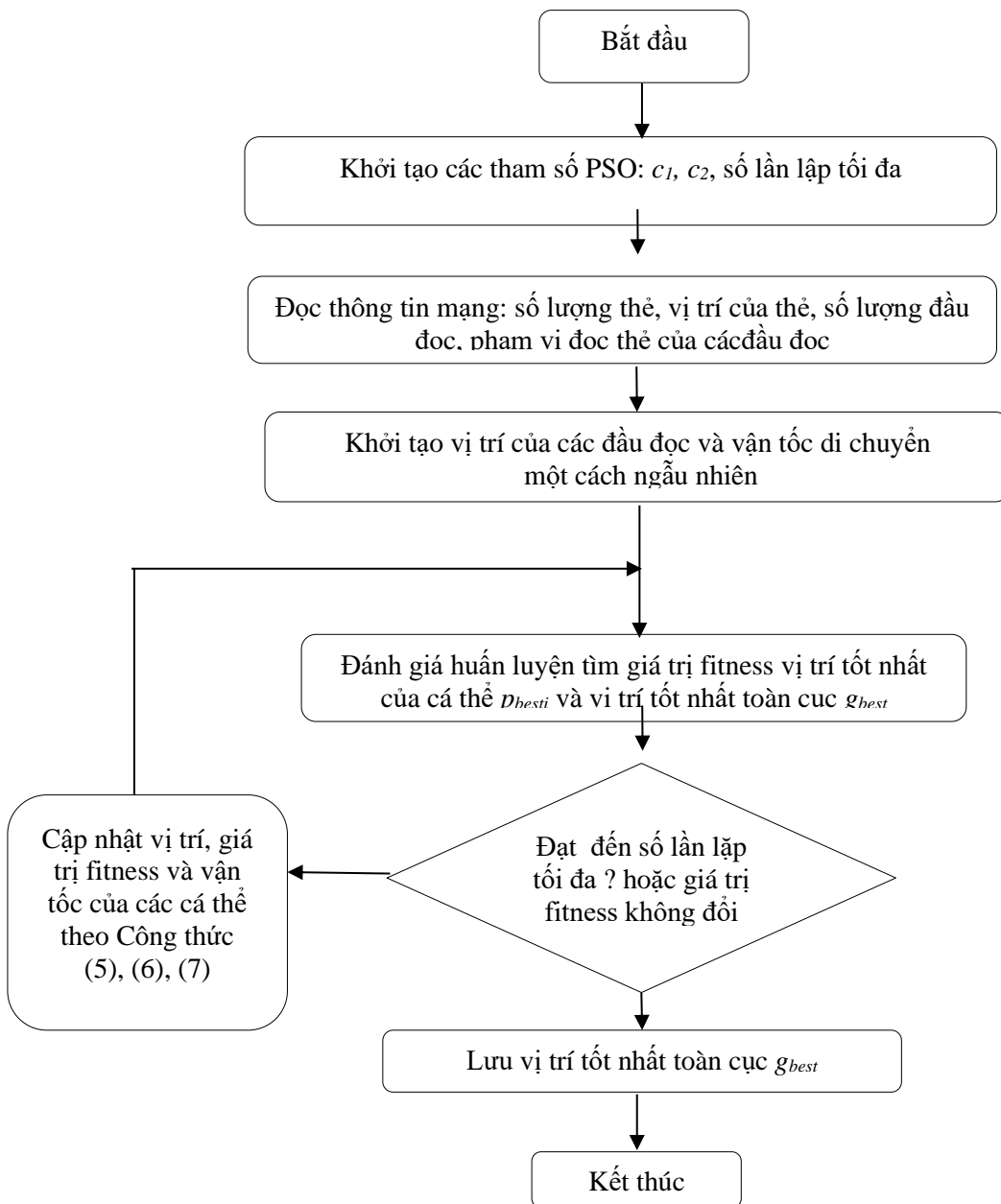
+  $g_{best}$  là vị trí tốt nhất của cả quần thể tại thời điểm hiện tại.

Hàm mục tiêu tương tự như hàm fitness trong giải thuật di truyền, là hàm mô tả yêu cầu của bài toán cần đạt tới. Hàm này dùng để đánh giá các lời giải của bài toán, tùy vào bài toán khác nhau, hàm mục tiêu sẽ khác nhau. Bằng cách đánh giá và so sánh giải pháp hiện tại với giải pháp tốt nhất, các cá thể sẽ xác định bước đi tiếp theo. Ba giải pháp (vị trí) tốt nhất là: tốt nhất cá nhân ( $p_{best}$ ), tốt nhất toàn cục ( $g_{best}$ ) và tốt nhất cục bộ ( $l_{best}$ ).



Hình 5. Sơ đồ biểu diễn mối quan hệ giữa vị trí và vận tốc

### 3.3.2. Ứng dụng PSO trong RNP



Hình 6. Sơ đồ thuật toán PSO giải bài toán RNP

Các biến điều khiển của RNP bao gồm số lượng đầu đọc được triển khai, vị trí của các đầu đọc này và vận tốc di chuyển của mỗi đầu đọc. Để giải quyết vấn đề RNP, các biến này được mã hóa thành biểu diễn của cá thể. Chúng tôi sử dụng một biểu diễn mà mỗi cá thể được đặc trưng bởi một vectơ số thực  $3N_{max}$  ( $N_{max}$  là tổng số đầu đọc hiện có, có thể được triển khai trong mạng).

Trong biểu diễn, kích thước này  $2N_{max}$  biểu thị tọa độ của đầu đọc  $N_{max}$  còn lại trong vùng làm việc 2 chiều, và kích thước  $N_{max}$  khác biểu thị vận tốc di chuyển của

mỗi đầu đọc. Khi đó, cá thể thứ  $i$  trong bầy đàn có dạng:

$$X_i = [x_i^1, y_i^1, v_i^1, x_i^2, y_i^2, v_i^2, \dots, x_i^{N_{max}}, y_i^{N_{max}}, v_i^{N_{max}}] \quad (8)$$

trong đó  $(x_i^k, y_i^k)$  và  $v_i^k$  là tọa độ và vận tốc của đầu đọc  $k$  ( $k = 1, 2, \dots, N_{max}$ )

Như thể hiện trong sơ đồ thuật toán ở Hình 6, đầu tiên ta tiến hành khởi tạo các giá trị tham số của PSO bao gồm: các hệ số gia tốc  $c_1, c_2$ , và số lần cần lặp tối đa trong thuật toán (đây chính là điều kiện dừng của giải thuật PSO). Tiếp theo giải thuật PSO xác định một số thông tin ban đầu cần thiết của mạng, bao gồm số lượng thẻ, vị trí phân bố của các thẻ trong hệ thống, số lượng đầu đọc và phạm vi đọc của các đầu đọc (vì sử dụng loại đầu đọc khác nhau sẽ có phạm vi đọc khác nhau). Tiếp đến giải thuật PSO sẽ tiến hành khởi tạo ngẫu nhiên vị trí và vận tốc di chuyển của các đầu đọc.

Quá trình huấn luyện để tính giá trị fitness, làm cơ sở để so sánh với để lựa chọn thế hệ tiếp theo. Việc tính giá trị fitness được thực hiện như trong giải thuật di truyền được mô tả ở trong Công thức (5). Ngoài ra, giá trị  $p_{best}$  và  $g_{best}$  cũng được xác định nhằm tìm vị trí tối ưu để lắp đặt các đầu đọc. Quá trình này sẽ được lặp đi lặp lại cho đến khi đạt đến số lần lặp tối đa (hay là số thế hệ) hoặc giá trị fitness không thay đổi qua một số lần lặp (chẳng hạn 5). Qua mỗi lần đánh giá giải thuật sẽ so sánh giá trị fitness của lần sau so với lần trước để lựa chọn vị trí có giá trị fitness tốt nhất cho lần lặp sau, đồng thời PSO sẽ xác định lại vận tốc của các đầu đọc theo Công thức (6) và (7).

#### 4. MÔ PHÒNG VÀ PHÂN TÍCH KẾT QUẢ

Mô phỏng được cài đặt bằng ngôn ngữ Python với vùng thử nghiệm  $50 \times 50 \text{ m}^2$ , trong đó có 99 thẻ RFID được phân bố ngẫu nhiên trong vùng thử nghiệm. Số đầu đọc RFID được xem xét bằng  $n = \frac{1}{2} n_{max} = 32$ . Các tham số mô phỏng như được thể hiện ở Bảng 1.

Bảng 1. Các tham số mô phỏng

| Tham số                   | Giá trị                                       |
|---------------------------|---|
| Kích thước mắt lưới (m)   | 3.2, 1.6, 0.8                                 |
| Trọng số fitness          | $w_1 = 0.2; w_2 = 0.6$ và $w_3 = 0.2$         |
| Hàm fitness               | Phương trình (5)                              |
| Điều kiện dừng            | Qua 50 thế hệ hoặc 5 thế hệ fitness không đổi |
| <i>Các tham số của GA</i> |   |
| Số cá thể/quần thể        | 8   |

| Tham số                         | Giá trị                                 |
|---------------------------------|---|
| Phương pháp lựa chọn            | Bánh xe Roulette                        |
| Phương pháp lai ghép            | Tại một điểm                            |
| Phương pháp đột biến (xác suất) | tại một gen (0.05)                      |
| Chọn lựa thế hệ tiếp theo       | 30% cha mẹ tinh hoa và 70% con tốt nhất |
| <i>Các tham số của PSO</i>      |   |
| $w$                             | 0.5                                     |
| $c1$                            | 0.8                                     |
| $c2$                            | 0.8                                     |

**Mục tiêu mô phỏng gồm:**

- Tìm kích thước mắt lưới tối ưu trong số 3 kích thước mắt lưới được khảo sát.
- So sánh hiệu quả quy hoạch mạng RFID dựa trên GA và PSO.

#### 4.1. Tìm kích thước mắt lưới tối ưu

Chúng tôi tiến hành khảo sát với 3 kích thước mắt lưới gồm: 3.2m, 1.6m và 0.8m đối với vùng làm việc và kết quả như được chỉ ra trong Bảng 2. Chúng tôi nhận thấy rằng việc sử dụng kích thước mắt lưới lớn sẽ có ít ứng viên hơn và do đó sẽ có thể dễ dàng hơn trong việc lựa chọn vị trí lắp đặt. Cụ thể với mắt lưới 3.2 sẽ có tổng cộng là 256 vị trí có thể lắp đặt, mắt lưới 1.6 sẽ có 1024 vị trí lắp đặt và mắt lưới 0.8 có 4096 vị trí lắp đặt.

**Bảng 2.** Đánh giá số vị trí cần lắp đặt với các thước mắt lưới khác nhau

| TT | Kích thước mắt lưới | Số vị trí lắp đặt trong vùng làm việc 50x50 m <sup>2</sup> |
|----|---------------------|--|
| 1  | 3.2                 | 16 <sup>2</sup> (256)                                      |
| 2  | 1.6                 | 32 <sup>2</sup> (1024)                                     |
| 3  | 0.8                 | 64 <sup>2</sup> (4096)                                     |

Chúng tôi tiếp tục xem xét hiệu quả của các mắt lưới này trên 2 phương pháp GA và PSO. Từ Bảng 3 ta nhận thấy rằng với kích thước mắt càng bé thì số vị trí mà có thể bố trí đầu đọc sẽ tăng lên, việc làm gia tăng số lượng vị trí các mắt lưới dẫn đến việc cần nhiều tính toán (vòng lặp) hơn để đạt hội tụ. Cụ thể, như trong mô phỏng này, với giải thuật GA, khi sử dụng mắt lưới 3.2 thì chỉ cần 16 vòng lặp để hội tụ, trong khi với mắt lưới 0.8 thì cần 30 vòng lặp mới đạt được hội tụ. Tương tự với giải thuật PSO,

khi sử dụng mắt lưới 3.2 thì cần 22 vòng lặp để hội tụ, trong khi với mắt lưới 0.8 thì cần đến 40 vòng lặp mới hội tụ.

Như vậy, việc sử dụng kích thước mắt lưới lớn có hiệu quả về mặt tính toán, nhưng fitness không đạt được giá trị tối ưu, do có ít vị trí để có thể chọn lựa khi phân bố đầu đọc. Nhưng khi kích thước mắt lưới quá nhỏ thì ngoài việc cần nhiều thời gian để hội tụ thì giá trị fitness cũng không tăng lên đáng kể và độ bao phủ các thẻ, do lúc này vị trí lắp đặt các đầu đọc cũng không có sự chênh lệch nhiều về khoảng cách. Cụ thể như ở Bảng 3 ở cả 2 giải thuật GA và PSO, với việc sử dụng giá trị mắt lưới 1.6 sẽ cho hiệu quả cả về giá trị fitness, độ bao phủ và số vòng lặp để hội tụ.

Chỉ có độ nhiễu là được cải tiến khi sử dụng mắt lưới càng nhỏ càng hiệu quả, tuy nhiên sự chênh lệch giữa 2 mắt lưới 1.6 và 0.8 là rất ít. Cụ thể ở giải thuật GA là 1.2% và con số này còn nhỏ hơn ở PSO khi chỉ đạt được 0.55%.

**Bảng 3.** So sánh hiệu quả quy hoạch mạng RFID của 2 giải thuật GA và PSO theo kích thước mắt lưới khác nhau

| TT | Kích thước | Giải thuật GA   |             |          |            | Giải thuật PSO  |             |          |            |
|----|------------|-----------------|-------------|----------|------------|-----------------|-------------|----------|------------|
|    |            | Giá trị fitness | Số vòng lặp | Độ nhiễu | Độ bao phủ | Giá trị fitness | Số vòng lặp | Độ nhiễu | Độ bao phủ |
| 1  | 3.2        | 0.904147        | 16          | 17.80%   | 94%        | 0.8845678       | 22          | 22.60%   | 87%        |
| 2  | 1.6        | 0.93243         | 22          | 17.80%   | 98%        | 0.902364        | 32          | 18.90%   | 93%        |
| 3  | 0.8        | 0.936176        | 30          | 16.60%   | 98%        | 0.902366        | 40          | 18.35%   | 93%        |

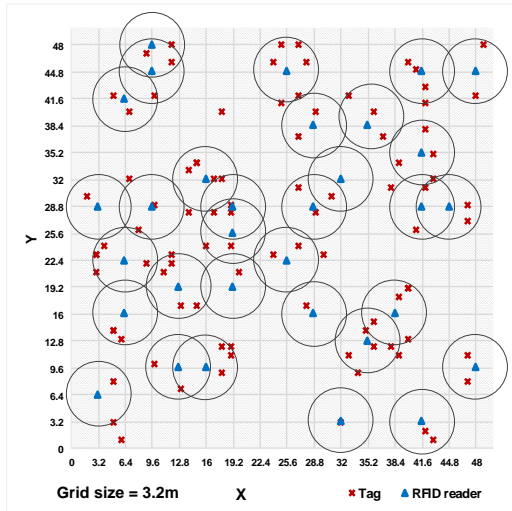
Thông qua quá trình khảo sát ở 3 mắt lưới với 2 giải thuật GA và PSO ta nhận thấy rằng việc sử dụng kích thước mắt lưới bằng  $\frac{1}{4}$  bán kính vùng đọc (1.6) cho hiệu quả nhất trong các giá trị mắt lưới.

#### 4.2. So sánh hiệu quả quy hoạch mạng RFID dựa trên GA và PSO

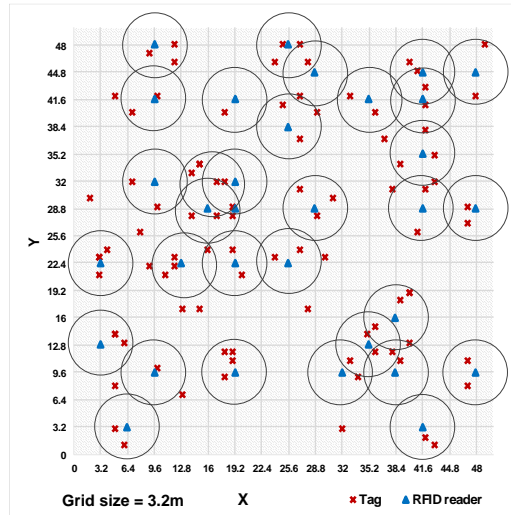
Như có thể nhìn thấy ở Bảng 3 giải thuật GA cho kết quả quy hoạch mạng hiệu quả hơn so với giải thuật PSO. Cụ thể về giá trị giải thuật GA tốt hơn so với PSO trung bình khoảng 3.6%, về độ nhiễu tốt hơn trung bình khoảng 2% và độ bao phủ là vào khoảng 5%. Nguyên nhân là giải thuật GA thông qua quá trình lai ghép và đột biến đã tạo ra nhiều cá thể có nhiều nét khác biệt để lựa chọn cho thế hệ tiếp theo, trong khi giải thuật PSO phụ thuộc nhiều vào tốc độ di chuyển của các cá thể đến vị trí mới, việc di chuyển với tốc độ thấp có khả năng cao sẽ gây ra tối ưu hóa cục bộ cho thế hệ tiếp theo.

Tuy nhiên, như có thể nhìn thấy ở Hình 7, giải thuật PSO lại tỏ ra hiệu quả khi có số lượng các thẻ nằm trong vùng nhiễu tốt hơn so với giải thuật GA (cụ thể ở 2 mắt

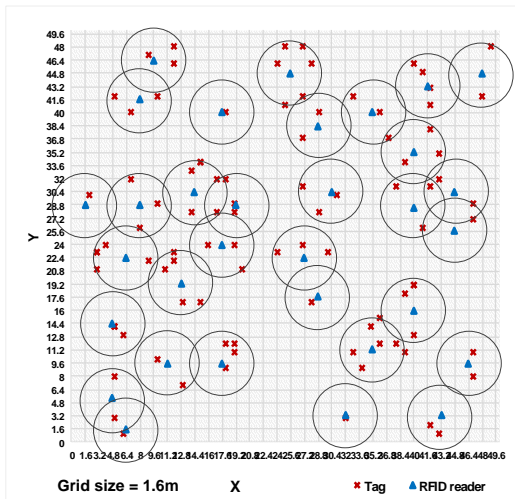
lưới 1.6 và 0.8).



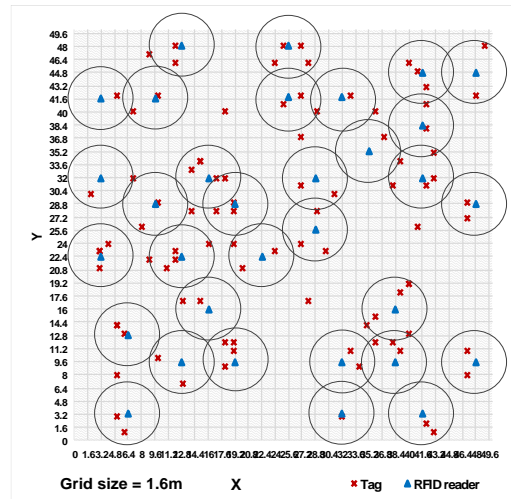
(a) GA: 93 thẻ được bao phủ; 11 thẻ trong vùng  
 nhiễu



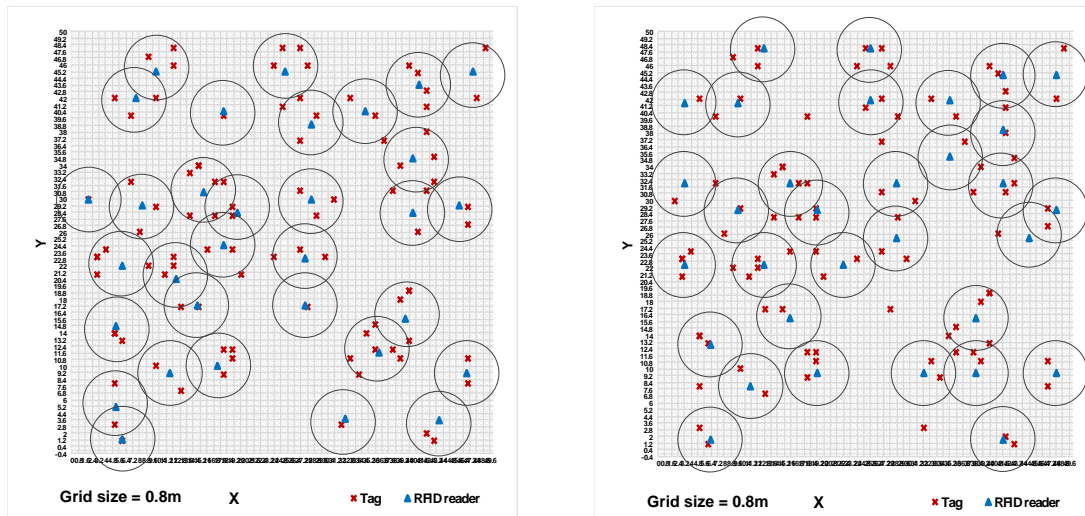
(a') PSO: 86 thẻ được bao phủ; 16 thẻ trong  
 vùng nhiễu



(b) GA: 97 thẻ được bao phủ; 8 thẻ trong vùng  
 nhiễu



(b') PSO: 92 thẻ được bao phủ; 5 thẻ trong  
 vùng nhiễu



(c) GA: 97 thẻ được bao phủ; 6 thẻ trong vùng nhiễu

(c') PSO: 92 thẻ được bao phủ; 4 thẻ trong vùng nhiễu

Hình 7. Vị trí lắp đặt tối ưu của các đầu đọc với phương pháp GA (trái) và PSO (phải)

## 5. KẾT LUẬN

Quy hoạch mạng RFID là một vấn đề thuộc lớp bài toán NP-khó, nên thông thường được giải bằng các phương pháp tiến hóa. Tuy nhiên, do số lượng vị trí để bố trí các đầu đọc là rất lớn, nên để giảm thiểu số vị trí này người ta thường bố trí lắp đặt các đầu đọc trên các mắt lưới. Bài báo này đã áp dụng giải thuật GA và PSO theo các kích thước mắt lưới khác nhau, nhằm tìm ra kích thước mắt lưới hiệu quả nhất. Kết quả thực nghiệm cho thấy rằng với mắt lưới bằng  $\frac{1}{4}$  bán kính vùng đọc cho hiệu quả tốt nhất ở cả 2 giải thuật tối ưu GA và PSO. Bài báo cũng đã tiến hành so sánh hiệu quả của 2 giải thuật GA và PSO kết quả cho thấy rằng GA tỏ ra hiệu quả hơn về hầu hết các chỉ số, tuy nhiên về số thẻ nằm trong vùng nhiễu thì giải thuật PSO hiệu quả hơn so với GA.



## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] X. Jia, Q. Feng, T. Fan, and Q. Lei, "RFID technology and its applications in Internet of Things (IoT)," *2012 2nd Int. Conf. Consum. Electron. Commun. Networks, CECNet 2012 - Proc.*, pp. 1282–1285, 2012, doi: 10.1109/CECNet.2012.6201508.
- [2] F. Costa, S. Genovesi, M. Borgese, A. Michel, F. A. Dicandia, and G. Manara, "A review of rfid sensors, the new frontier of internet of things," *Sensors*, vol. 21, no. 9, 2021, doi: 10.3390/s21093138.
- [3] Q. Guan, Y. Liu, Y. Yang, and W. Yu, "Genetic Approach for Network Planning in the RFID Systems," in *Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, Oct. 2006, vol. 2, pp. 567–572. doi: 10.1109/ISDA.2006.253899.
- [4] M. Vasquez and J.-K. Hao, "A Heuristic Approach for Antenna Positioning in Cellular Networks," *J. Heuristics*, no. 7, pp. 443–472, 2001, doi: 10.1023/A:1011373828276.
- [5] O. Botero and H. Chaouchi, "RFID network topology design based on Genetic Algorithms," *IEEE Int. Conf. RFID-Technologies Appl.*, pp. 300–305, 2011, doi: 10.1109/RFID-TA.2011.6068653.
- [6] Y. Xiong, V. Giuseppe, C. Occhiuzzi, G. Marrocco, S. Caizzone, and J. A. Quijano, "Optimization of multichip RFID tag antenna with genetic algorithm and method of moments," *IEEE Antennas Propag. Soc. AP-S Int. Symp.*, pp. 416–417, 2013, doi: 10.1109/APS.2013.6710869.
- [7] L. Tang, L. Zheng, H. Cao, and N. Huang, "An improved multi-objective genetic algorithm for heterogeneous coverage RFID network planning," *Int. J. Prod. Res.*, vol. 54, no. 8, pp. 2227–2240, 2016, doi: 10.1080/00207543.2015.1057299.
- [8] Y. H. Zhang, Y. J. Gong, T. L. Gu, Y. Li, and J. Zhang, "Flexible genetic algorithm: A simple and generic approach to node placement problems," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 52, pp. 457–470, 2017, doi: 10.1016/j.asoc.2016.10.022.
- [9] E. Di Giampaolo, F. Fornì, and G. Marrocco, "RFID-network planning by Particle Swarm Optimization," *Appl. Comput. Electromagn. Soc. J.*, vol. 25, no. 3, pp. 263–272, 2010.
- [10] Y.-J. Gong, M. Shen, J. Zhang, O. Kaynak, W.-N. Chen, and Z.-H. Zhan, "Optimizing RFID Network Planning by Using a Particle Swarm Optimization Algorithm with Redundant Reader Elimination," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 8, no. 4, pp. 900–912, Nov. 2012, doi: 10.1109/TII.2012.2205390.
- [11] A. Nawawi, K. Hasnan, and S. Ahmad Bareduan, "Correlation between RFID Network Planning (RNP) Parameters and Particle Swarm Optimization (PSO) Solutions," *Appl. Mech. Mater.*, vol. 465–466, pp. 1245–1249, 2013, doi: 10.4028/www.scientific.net/amm.465-466.1245.
- [12] F. M. Al-Naima and R. T. Hussein, "PSO based indoor RFID network planning," *Proc. - 2013 6th Int. Conf. Dev. eSystems Eng. DeSE 2013*, pp. 9–14, 2013, doi: 10.1109/DeSE.2013.11.
- [13] H. P. Huang and Y. T. Chang, "Optimal layout and deployment for RFID systems," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 25, no. 1, pp. 4–10, 2011.

## **IMPACT OF GRID SIZE ON RFID NETWORK PLANNING EFFICIENCY**

**Vo Viet Minh Nhat<sup>1</sup>, Le Van Hoa<sup>2\*</sup>, Hoang Minh<sup>3</sup>, Nguyen Van Tung<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>Hue University

<sup>2</sup>School of Hospitality & Tourism, Hue University

<sup>3</sup>Phu Bai High School

<sup>4</sup>Ho Chi Minh City University of Food Industry

\*Email: levanhoa@hueuni.edu.vn

### **ABSTRACT**

RFID network planning is the problem of placing readers in a working area so that at least one reader can cover a tag.. This problem belongs to the class of NP-difficult problems, where the solution mainly uses heuristic methods and evolutionary algorithms. The objective is to find the optimal location of the readers so that the network of readers can meet some constraints, such as the maximum coverage, the minimum interference, the minimum cost, etc. However, the number of candidate reader locations in a work area is usually very large, so it needs to be gridded to reduce the number of candidate locations. Therefore, this paper is to investigate a number of different grid cases using genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO). This paper's simulation-based comparisons and evaluations show that a grid size of  $\frac{1}{4}$  of the reader reading area radius gives the best network planning results, in which GA is more effective than PSO.

**Keywords:** RFID, RFID network planning, gridding, genetic algorithm, particle swarm optimisation.



**Võ Viết Minh Nhật** nhận bằng Tiến sĩ về Công nghệ thông tin năm 2007 tại Đại học Quebec ở Montreal (Canada), đạt danh hiệu phó giáo sư năm 2016. Hiện ông công tác Ban Đào tạo và Công tác sinh viên, Đại học Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* mạng chuyển mạch quang, công nghệ RFID, đảm bảo đa dạng chất lượng dịch vụ, tối ưu hóa.



**Lê Văn Hòa** sinh ngày 30/7/1985 tại TP Huế. Ông nhận bằng Tiến sĩ Khoa học máy tính năm 2020 tại Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Hiện ông công tác tại Trường Du lịch, Đại học Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Mạng máy tính, IoT, Mạng chuyển mạch chùm quang, Đa dạng chất lượng dịch vụ (QoS), du lịch thông minh, công nghệ RFID,...



**Hoàng Minh** nhận bằng Thạc sĩ Khoa học máy tính năm 2011 tại Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Hiện ông công tác tại Trường THPT Phú Bài – Sở GD&ĐT Thừa Thiên Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Mạng chuyển mạch chùm quang, IoT, Công nghệ RFID.



**Nguyễn Văn Tùng** nhận bằng Thạc sĩ Khoa học máy tính năm 2015. Hiện ông công tác tại Trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm Thành phố Hồ Chí Minh.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Công nghệ RFID, công nghệ cảm biến, IoT, blockchain, nghiên cứu và xây dựng hệ thống thông tin quản lý cho trường đại học.

