

STUDY ON NATURAL FILTER SELECTION STRATEGY IMPROVEMENT METHOD IN SEAMO2 TO SOLVE OPTIMIZATION MAXIMUM OBJECTIVES PROBLEMS

Tran Hai Thanh*, Le Hoang Hiep, Doan Ngoc Phuong

TNU - University of Information and Communication Technology

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	17/9/2020	The paper focuses on studying, analyzing and evaluating some cases occurring in the strategy of selecting and replacing individuals in the population of the SEAMO2 algorithm to find solutions to improve the algorithm to solve the multi-objective bag problem. By using the substitution of the random selection in the algorithm's substitution strategy is the worst (most substitution) instance in a limited space of instances. In comparison with the old method performed before, the new improvement of SEAMO2_LG shows that in the first generations of the population (or when running the algorithm with short runs), then finding suitable individuals to replace will help the population converge to the Pareto boundary faster or when running with long runs (large number of generations), in the last generations (when the population has reached the optimal threshold), the restriction of search space will save time.
Revised:	26/8/2022	
Published:	26/8/2022	
KEYWORDS		
Computer science		
The problem of multi-purpose bag		
Individual		
Random		
Population		

NGHIÊN CỨU PHƯƠNG PHÁP CẢI TIẾN CHIẾN LƯỢC CHỌN LỌC TỰ NHIÊN TRONG GIẢI THUẬT SEAMO2 ĐỂ GIẢI CÁC BÀI TOÁN TỐI ƯU ĐA MỤC TIÊU

Trần Hải Thanh*, Lê Hoàng Hiệp, Đoàn Ngọc Phương

Trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông – ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	17/9/2020	Bài báo tập trung nghiên cứu, phân tích đánh giá một số trường hợp xảy ra trong chiến lược chọn lọc và thay thế cá thể vào quần thể của giải thuật SEAMO2 để tìm phương pháp cải tiến giải thuật để giải bài toán cái túi đa mục tiêu. Thông qua việc sử dụng, thay thế trường hợp lựa chọn ngẫu nhiên trong chiến lược chọn cá thể thay thế của giải thuật đó là lựa chọn cá thể xấu nhất (đáng thay thế nhất) trong một khoảng không gian giới hạn các cá thể. Kết quả thực nghiệm so với phương pháp cũ được thực hiện trước đó, cải tiến mới SEAMO2_LG cho thấy trong các thế hệ đầu của quần thể (hoặc khi chạy giải thuật với các lần chạy ngắn) thì việc tìm cá thể phù hợp để thay thế sẽ giúp cho quần thể hội tụ về biên Pareto nhanh hơn hoặc khi chạy với các lần chạy dài (số thế hệ lớn) thì ở các thế hệ cuối (khi quần thể đã đạt ngưỡng tối ưu) thì việc hạn chế không gian tìm kiếm sẽ giúp tiết kiệm thời gian.
Ngày hoàn thiện:	26/8/2022	
Ngày đăng:	26/8/2022	
TỪ KHÓA		
Khoa học máy tính		
Bài toán cái túi đa mục tiêu		
Cá thể		
Ngẫu nhiên		
Quần thể		

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.3617>

* Corresponding author. Email: thanh@ictu.edu.vn

1. Giới thiệu

Trên thực tế, tồn tại rất nhiều bài toán yêu cầu tối ưu hóa đồng thời nhiều mục tiêu (thường là cạnh tranh lẫn nhau) ví dụ như: định tuyến các phương tiện giao thông để xác định các tuyến đường tối ưu nhằm cung cấp dịch vụ cho một tập hợp các khách hàng có thể liên quan đến một số mục tiêu khác nhau: tổng quãng đường đi (hoặc thời gian thực hiện), lượng xe sử dụng, độ hài lòng của khách hàng (giao hàng trong khoảng thời gian đã thỏa thuận trước),... hay việc đi chợ mua thức ăn cần đảm bảo sao cho đủ lượng calo cần thiết, chất lượng bữa ăn đảm bảo, số tiền chi tiêu không vượt quá giới hạn,... Giải thuật di truyền (GA - Genetic Algorithm) là một trong những mô hình tính toán phổ biến và thành công nhất trong lĩnh vực tính toán thông minh [1] – [3]. Cùng với các kỹ thuật tính toán thông minh khác như tính toán mờ (fuzzy computing), mạng Nơ-ron (Neural Networks), hệ đa tác tử (Multi-agent systems), trí tuệ bầy đàn (Swarm intelligence), giải thuật di truyền ngày càng phát triển, được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực của cuộc sống [4] – [7]. Đối với bài toán đa mục tiêu, đã có nhiều phương pháp nghiên cứu đề xuất ra các thuật toán để giải quyết bài toán như: MOGA, NSGA2, SPEA2, SEAMO2,... [8] – [11] trong đó giải thuật SEAMO2 là hiệu quả hơn cả. Với giải thuật SEAMO2, việc thay thế cá thể vào quần thể (thực hiện chiến lược chọn lọc tự nhiên) thì độ hội tụ về tập nghiệm tối ưu (với lần chạy ngắn) là chưa cao và khi quần thể nghiệm đã đạt ngưỡng tối ưu (với lần chạy dài) thì sẽ mất nhiều thời gian để loại cá thể không phù hợp. Chính vì vậy, nhóm tác giả mạnh dạn nghiên cứu phương pháp cải tiến chiến lược chọn lọc tự nhiên trong giải thuật SEAMO2 để giải các bài toán tối ưu đa mục tiêu trong nghiên cứu này. Mục tiêu của bài báo là:

- Nghiên cứu các toán tử trong giải thuật di truyền (hay giải thuật tiến hóa nói chung) đặc biệt là toán tử chọn lọc tự nhiên để chọn lọc và thay thế các lời giải nhằm tối ưu tập lời giải thu được giúp cho giải thuật di truyền giải quyết hiệu quả các bài toán tối ưu đa mục tiêu.

- Sử dụng các toán tử di truyền khác nhau đối với thuật toán SEAMO2, ứng dụng cho bài toán cái túi đa mục tiêu.

- Thay đổi chiến lược chọn lọc tự nhiên của thuật toán nhằm cải tiến thuật toán.

Kết quả của nghiên cứu này sẽ được so sánh với kết quả của các thuật toán tối ưu đa mục tiêu khác như: SPEA2, NSGA2,...

2. Cơ sở nghiên cứu

2.1. Bài toán cái túi đa mục tiêu

Ở dạng này, một tập hợp các đồ vật được lựa chọn sao cho thỏa mãn tối đa một tập các ràng buộc của ba lô. Bài toán có thể phát biểu bằng toán học như sau [2] – [4]:

Cực đại hóa: $\sum_{j=1}^n p_j x_j$ sao cho:

$$\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j \leq c_i, \quad \forall i = 1..m, j = 1, \dots, n \quad (1)$$

Trong công thức (1): n là số đồ vật với giá trị $p_i > 0$ và m ba lô với sức chứa $c_i > 0$, mỗi đồ vật j sẽ có trọng lượng $w_{i,j} \geq 0$ từ mỗi ba lô i , $\{0,1\}$ để chỉ ra đồ vật x_j được chọn hay không được chọn. Mục tiêu của bài toán là để chọn một tập con các đồ vật sao cho có giá trị đối đa. Các đồ vật được lựa chọn phải không vượt quá khả năng của ba lô tương ứng. Tuy nhiên, đề xuất trên đã không được sử dụng rộng rãi cho đến khi Zitzler and Thiel đề xuất mô hình mới cho bài toán cái túi đa mục tiêu, mô hình được mô tả bởi Zitzler and Thiele là mô hình đa mục tiêu được mở rộng từ mô hình đơn mục tiêu của Martello và Toth. Từ đó, bài toán này đã được sử dụng rộng rãi như là một bài toán chuẩn để đánh giá hiệu suất không chỉ cho các thuật toán tiến hóa đa mục tiêu mà còn cho các thuật toán tìm kiếm khác. Ở bài toán cái túi đa mục tiêu, ta phải giải quyết các vấn đề sau:

- Chọn các đồ vật vào tất cả cái túi có thể.
- Mỗi cái túi có thể tích khác nhau.
- Mỗi đồ vật có thể có trọng lượng và giá trị khác nhau đối với mỗi cái túi

2.2. Bài toán tối ưu đa mục tiêu

Tối ưu đa mục tiêu (*Multiobjective optimization*) hay cũng còn gọi là tối ưu đa tiêu chuẩn (*Multicriteria optimization*), tối ưu đa nhiệm (*Multiperformance optimization*) hay tối ưu vectơ (*vector optimization*) có thể được định nghĩa như là một bài toán tìm kiếm vectơ của các biến quyết định mà nó thỏa mãn các ràng buộc và tối ưu hóa một hàm vectơ mà các thành phần của nó biểu diễn các hàm mục tiêu thông thường đối nghịch lẫn nhau. Vì vậy thuật ngữ tối ưu có nghĩa là tìm kiếm một lời giải mà nó cho các giá trị của các hàm mục tiêu có thể chấp nhận được đối với người thiết kế. Chúng ta gọi các đại lượng số mà các giá trị của nó được chọn cho bài toán tối ưu hóa là các biến quyết định, ký hiệu là x_i ($i = 1, \dots, n$). Vectơ x của n biến lấy quyết định được biểu diễn như sau: $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$. Trong mỗi bài toán tối ưu đa mục tiêu luôn luôn có các hạn chế được đặt ra bởi các đặc trưng đặc biệt của môi trường hay các tài nguyên có sẵn. Để biết một lời giải nào đó tốt như thế nào chúng ta cần phải có một số tiêu chuẩn để đánh giá nó. Các tiêu chuẩn này được biểu diễn như là các hàm toán học theo các biến quyết định, chúng được gọi là các hàm mục tiêu. Trong các hàm mục tiêu đó, một số hàm này đối nghịch với một số hàm khác, và một số mục tiêu thì được cực tiểu hóa trong khi các mục tiêu khác thì được cực đại hóa. Các hàm mục tiêu này có thể so sánh được với nhau, nghĩa là chúng được đo lường trong các đơn vị giống nhau, hay không so sánh được với nhau, nghĩa là chúng được đo lường trong các đơn vị khác nhau [5] – [7].

2.3. Một số thuật toán áp dụng giải bài toán tối ưu đa mục tiêu

Đã có nhiều công trình nghiên cứu nhằm mô hình hóa toán học giải thuật di truyền, các ảnh hưởng của các toán tử di truyền lên hành vi của giải thuật, đặc biệt là hành vi hội tụ tới nghiệm tối ưu. Trong nghiên cứu này nhóm tác giả tập trung nghiên cứu giải thuật thuật toán SEAMO, SEAMO2 [8] - [15].

2.3.1. Thuật toán SEAMO

Giải thuật SEAMO (*A simple evolutionary algorithm for multi-objective optimization*) là một giải thuật di truyền áp dụng nguyên lý tiến hóa đơn giản được đề xuất bởi Valenzuela. Thuật toán SEAMO sử dụng phương pháp lựa chọn đồng đều và sử dụng các quy tắc đơn giản để thay thế các cá thể trong quần thể.

Input

N : kích thước quần thể

Output

A : tập nghiệm không trội

- Bước 1: khởi tạo

1. khởi tạo quần thể gồm N cá thể
2. tính và lưu trữ vectơ mục tiêu cho mỗi cá thể trong quần thể
3. lưu trữ giá trị kỳ vọng đối với mỗi hàm mục tiêu

- Bước 2: với mỗi cá thể trong quần thể

4. cá thể này trở thành cá thể cha-mẹ đầu tiên
5. lựa chọn cá thể cha-mẹ thứ hai một cách ngẫu nhiên
6. sử dụng phép lai để sinh ra các cá thể con
7. sử dụng đột biến trên các cá thể con
8. tính toán lại vectơ mục tiêu đối với các cá thể con này
9. nếu vectơ mục tiêu của cá thể con tốt hơn so với bất kỳ kỳ vọng nào thì thay thế cá thể con vào một cá thể cha mẹ và thay đổi giá trị của kỳ vọng, ngược lại, nếu cá thể con trội hơn một cá thể cha mẹ thì nó thay thế cá thể cha mẹ
10. quay lại bước 2

- Bước 3: nếu điều kiện dừng chưa thỏa mãn thì quay lại bước 2

- **Bước 4:** quần thể thu được là tập nghiệm không trội

Procedure SEAMO

Begin

khởi tạo quần thể gồm N cá thể
tính và lưu trữ véc tơ mục tiêu cho mỗi cá thể trong quần thể
lưu trữ giá trị kỳ vọng đối với mỗi hàm mục tiêu

Repeat

For $i:=1$ **to** N **do**

Begin

$p_1 = x_i$

$p_2 = \text{rand}(P)$

Áp dụng toán tử lai ghép

Áp dụng toán tử đột biến

Tính toán véc tơ mục tiêu đối với các cá thể con

If (véc tơ mục tiêu của cá thể con tốt hơn so với bất cứ kỳ vọng nào) **then**

Begin

Thay thế cá thể con vào một cá thể cha mẹ

Thay đổi giá trị của kỳ vọng

End

else if (cá thể con trội hơn một cá thể cha mẹ) **then**

Thay thế cá thể cha mẹ

End

Until (điều kiện dừng thỏa mãn)

End

2.3.2. Thuật toán SEAMO2

Với thuật toán SEAMO thì không có áp lực chọn lọc khi áp dụng để lựa chọn cá thể cha mẹ, vì vậy nếu lượng cá thể trong quần thể tăng theo thời gian, cá thể mới cần phải được ưu tiên hơn các cá thể mà nó thay thế. Thuật toán SEAMO2 cải tiến từ thuật toán SEAMO bằng cách sử dụng các phương pháp để thay thế một cá thể trong quần thể hiện tại với một cá thể con trội như sau:

- (1). Cá thể con sẽ thay thế ngẫu nhiên một cá thể trong quần thể mà nó trội hơn.
- (2). Cá thể con sẽ thay thế cha mẹ nếu nó trội.
- (3). Cá thể con sẽ thay thế cha mẹ nếu nó trội hoặc nó sẽ thay thế ngẫu nhiên một cá thể trong quần thể mà nó trội hơn.

Trong thuật toán SEAMO, quy tắc trội được giảm nhẹ khi xuất hiện thành phần toàn cục mới và tốt nhất trong véc tơ mục tiêu và cá thể con sau đó được phép thay thế cá thể cha hoặc cá thể mẹ (đôi khi là một cá thể khác) cho dù có trội hơn cha mẹ hay không. Cách tiếp cận này sẽ tăng phạm vi của các giá trị trong tập nghiệm.

Procedure SEAMO2

Begin

khởi tạo quần thể gồm N cá thể
tính và lưu trữ véc tơ mục tiêu cho mỗi cá thể trong quần thể
lưu trữ giá trị kỳ vọng đối với mỗi hàm mục tiêu

Repeat

For $i:=1$ **to** N **do**

Begin

$p_1 = x_i$

$p_2 = \text{rand}(P)$

Áp dụng toán tử lai ghép

Áp dụng toán tử đột biến

Tính toán véc tơ mục tiêu đối với các cá thể con

If (véc tơ mục tiêu của cá thể con tốt hơn so với bất cứ kỳ vọng nào) **then**

Thay thế cha mẹ

Thay đổi giá trị của kỳ vọng

else if (cá thể con trội hơn một cá thể cha mẹ) **then**

Thay thế cá thể cha mẹ

else if (cá thể con không trội hơn cha mẹ) **then**

Thay thế ngẫu nhiên một cá thể trong quần thể mà nó trội hơn

End

Until (điều kiện dừng thỏa mãn)

End.

3. Áp dụng cải tiến giải thuật SEAMO2 cho bài toán cái túi đa mục tiêu

Để cải thiện các mục tiêu trên thì SEAMO2 được thực hiện bằng thay thế các chiến lược sử dụng chứ không phải do quá trình lựa chọn. Thuật toán SEAMO2 không có cơ chế để đảm bảo rằng các giải pháp được phân bố đều. Việc thay thế các chiến lược để đảm bảo hai mục tiêu là: tìm ra chiến lược tốt nhất và sử dụng nó để cải thiện thuật toán SEAMO2. Các thủ tục lựa chọn của thuật toán SEAMO2 rất đơn giản, hơn nữa việc cài đặt thuật toán SEAMO2 là nhanh hơn và đơn giản hơn các thuật toán tiến hóa khác và nó có ít thông số để điều chỉnh.

3.1. Phương pháp so sánh

Để so sánh giải thuật cải tiến với thuật toán SEAMO2 và các thuật toán di truyền khác. Bài báo sử dụng hai tham số để so sánh là tham số S – kích thước của không gian bao phủ và C – độ bao phủ của hai tập hợp (S và C được định nghĩa trong). Tham số S sẽ đo kích thước của một tập không bị trội để xác định nó tốt như thế nào khi so sánh nó với một tập không bị trội khác. Kích thước trội sẽ so sánh là kích thước bao phủ của mỗi giải pháp để thiết lập mối quan hệ trội giữa hai giải pháp. Tham số S có lợi thế rằng mỗi thuật toán di truyền có thể được đánh giá độc lập với thuật toán di truyền khác. Tuy nhiên, các giải pháp tốt xấu có thể bù trừ lẫn nhau. Tham số C sẽ khắc phục nhược điểm của tham số S , nó đại diện cho số điểm của một tập tốt hơn (hoặc bằng) số điểm của một tập khác, nó có thể được sử dụng để cho thấy rằng các kết quả của một thuật toán trội hơn các kết quả của thuật toán khác, mặc dù nó không biết thuật toán nào tốt hơn.

3.2. Mô hình và các toán tử cho bài toán cái túi 0-1 đa mục tiêu

Bài báo sử dụng hai mô hình cho bài toán cái túi 0-1 đa mục tiêu là mô hình mã nhị phân và mô hình mã hoán vị.

3.3. Chiến lược chọn lọc cá thể của thuật toán SEAMO2

Thuật toán SEAMO2 cho kết quả tối ưu hơn cả, phương pháp của thuật toán này như sau:

- 1) Nếu cá thể con có thể là một kỳ vọng của thành phần Pareto.
 - a. Thay thế cha mẹ nếu có thể
 - b. Ngược lại thay thế ngẫu nhiên một cá thể khác
- 2) Ngược lại nếu cá thể con trội hơn cha mẹ thì thay thế cha mẹ.
- 3) Nếu không trội hơn cả cá thể cha lẫn cá thể mẹ thì thay thế ngẫu nhiên một cá thể khác nếu nó trội hơn.
- 4) Nếu không thì nó sẽ bị loại.

Bảng 1. Tỷ lệ % thực hiện của các trường hợp thay thế - SEAMO2

Số thể hệ	Cá thể tốt nhất (1)	Tốt hơn cha mẹ (2)	Thay thế ngẫu nhiên		Cá thể bị trùng lặp (5)
			Thay thế (3)	Không thay thế (4)	
100	0,52	22,38	41,63	30,3	5,17
500	0,14	5,26	13,03	65,39	16,18
1920	0,04	1,40	3,71	72,06	22,79

Bảng 1 so sánh tỷ lệ thực hiện trung bình của các trường hợp thay thế cá thể con được thực hiện trong thuật toán SEAMO2 với phép lai ghép Cycle cross over và phép đột biến Insertion Mutation (với xác suất đột biến là 1%), bộ giải mã first – decoder trên bộ dữ liệu kn750.2 (với 750 đồ vật và 2 mục tiêu) và kích thước quần thể là 250 với 30 lần chạy độc lập. Trong các trường hợp thay thế cá thể của thuật toán SEAMO2:

✓ Trường hợp thứ nhất (nếu cá thể con có thể là một kỳ vọng của thành phần Pareto) sẽ chỉ xảy ra ở các thể hệ đầu, khi quần thể đã xấp xỉ với biên pareto thì trường hợp này hầu như sẽ không xảy ra.

✓ Trường hợp thứ hai (nếu cá thể con trội hơn cha mẹ) thì theo bảng 1 tỉ lệ sử dụng chiến lược thay thế này là không cao và sẽ càng giảm nếu số thế hệ càng lớn.

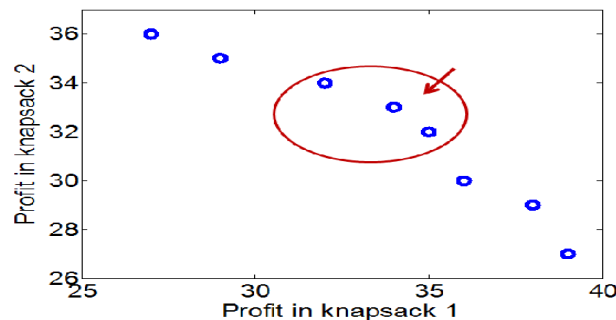
✓ Trường hợp thứ ba (nếu không trội hơn cả cá thể cha lẫn cá thể mẹ thì thay thế ngẫu nhiên một cá thể khác nếu nó trội hơn). Ở trường hợp này, giải thuật sẽ tìm kiếm và so sánh cá thể con với các cá thể trong quần thể, nếu thấy cá thể con trội hơn một cá thể đầu tiên nó gặp, nó sẽ được thay thế vào quần thể và dừng việc tìm kiếm.

✓ Trường hợp thứ tư là một phần của trường hợp thay thế ngẫu nhiên, nhưng khi không tìm thấy cá thể nào trong quần thể mà cá thể con trội hơn thì nó sẽ bị loại. Trong trường hợp này, việc tìm kiếm sẽ phải duyệt qua tất cả các cá thể trong quần thể.

✓ Trường hợp thứ năm (là trường hợp được kiểm tra đầu tiên), khi cá thể bị trùng lặp với một cá thể nào đó trong quần thể thì nó sẽ bị loại.

3.4. Đề xuất cải tiến

Bài báo này tiến hành nghiên cứu các trường hợp thay thế cá thể con vào quần thể trong giải thuật SEAMO2 nhằm đưa ra một phương pháp nhằm cải thiện giải thuật. Với trường hợp thay thế ngẫu nhiên trong chiến lược thay thế cá thể vào quần thể của thuật toán SEAMO2 thì việc thay thế ngẫu nhiên sẽ không đảm bảo vào việc thay thế đó là tốt nhất, nhưng nếu muốn đảm bảo việc thay thế là tốt nhất thì giải thuật lại tốn thời gian để tìm kiếm cá thể thay thế. Do đó, bài báo đề xuất một phương pháp nhằm cải thiện trường hợp thay thế ngẫu nhiên trong giải thuật bằng cách tạo ra một quần thể phụ đánh giá các cá thể lân cận các cá thể trong quần thể, khi cần thay thế ngẫu nhiên cá thể trong quần thể thì chiến lược sẽ đánh giá các cá thể lân cận của cá thể này, chọn cá thể xấu nhất trong các cá thể lân cận đó và thay thế nó như minh họa hình 1.



Hình 1. Không gian tìm kiếm cá thể

Phương pháp này đưa ra để giải quyết hai vấn đề:

- Thay thế cá thể con bằng một cá thể tồi nhất trong quần thể có thể cho chất lượng lời giải tốt hơn nhưng bù lại sẽ tốn nhiều thời gian hơn (để tìm kiếm cá thể tồi nhất). Việc chỉ tìm kiếm trong một số cá thể lân cận với cá thể cần thay thế sẽ không tăng quá nhiều thời gian cho việc tìm kiếm cá thể thay thế và có thể vẫn đảm bảo chất lượng của quần thể.

- Trong trường hợp chạy với số lần chạy ngắn, phương pháp sẽ giúp quần thể hội tụ nhanh hơn về tập nghiệm tối ưu. Trong trường hợp với số lần chạy dài, khi chất lượng quần thể đã đạt ngưỡng tối ưu thì việc giới hạn không gian tìm kiếm sẽ giảm bớt được thời gian chạy của thuật toán.

Procedure SEAMO2_LG

Begin

khởi tạo quần thể gồm N cá thể

tính và lưu trữ véc tơ mục tiêu cho mỗi cá thể trong quần thể

lưu trữ giá trị kỳ vọng đối với mỗi hàm mục tiêu

Repeat

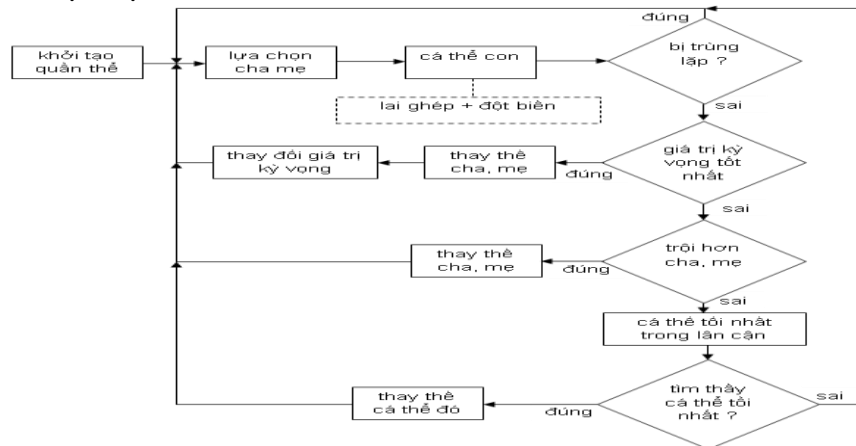
For $i = 1$ to N do

```

Begin
 $p_1 = x_i$ 
 $p_2 = \text{rand}(P)$ 
Áp dụng toán tử lai ghép
Áp dụng toán tử đột biến
Tính toán véc tơ mục tiêu đối với các cá thể con
If (véc tơ mục tiêu của cá thể con tốt hơn so với bất cứ kỳ vọng nào) then
    Thay thế cha mẹ
else if (cá thể con trội hơn một cá thể cha mẹ) then
    Thay thế cá thể cha mẹ
else if (cá thể con không trội hơn cha mẹ) then
    Begin
        Xác định lân cận
        Thay thế cá thể tồi nhất trong lân cận
    End
End
Until (điều kiện dừng thỏa mãn)
End

```

Sơ đồ giải thuật được mô tả trên Hình 2.



Hình 2. Thuật toán SEAMO2_LG

4. Tiềm khai, kết quả và đánh giá thực nghiệm cải tiến

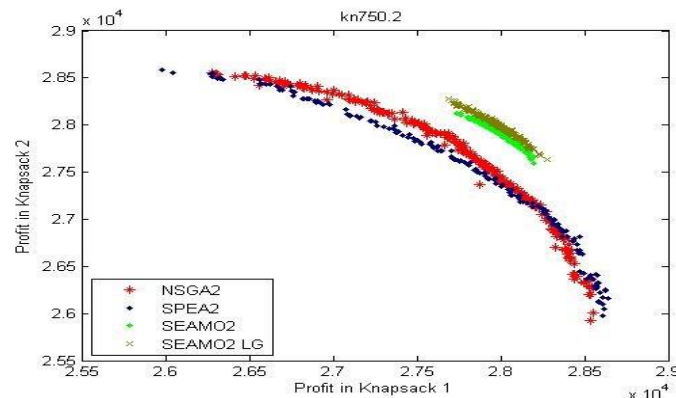
4.1. Thực nghiệm

Dựa trên những đề xuất cải tiến trong phần trên, nhóm tác giả thực hiện cài đặt chương trình với các thông số đầu vào như sau:

- Bộ dữ liệu kn750.2 (với 750 đồ vật và 2 mục tiêu)
- Kích thước quần thể là 250
- Số lượng thế hệ: 500, 1920.
- Số lượt chạy giải thuật 30 lần độc lập
- Phép lai ghép Cycle cross over
- Bộ giải mã first – decoder

4.2. Kết quả

Sau khi tiến hành thực nghiệm cài đặt, nhóm tác giả đã thu được kết quả như trong hình 3 và bảng 2.



Hình 3. Kết quả thực nghiệm đối với các giải thuật

Bảng 2. Tỷ lệ % thực hiện của các trường hợp thay thế - SEAMO2_LG (SEAMO2)

Số thể hệ	Cá thể tốt nhất (1)	Tốt hơn cha mẹ (2)	Thay thế cá thể tồi nhất		Cá thể bị trùng lặp (5)
			Thay thế (3)	Không thay thế (4)	
100	0,37 (0,52)	30,36 (22,38)	37,39 (41,63)	26,57 (30,03)	5,31 (5,17)
500	0,12 (0,14)	9,03 (5,26)	10,19 (13,03)	64,58 (65,39)	16,08 (16,18)
1920	0,04 (0,04)	1,91 (1,40)	1,31 (3,71)	74,63 (72,06)	22,11 (23,29)

Qua bảng số liệu ta thấy :

- Số lần gặp cá thể tốt nhất giảm đi so với SEAMO2, điều này chứng tỏ quần thể hội tụ về biên Pareto nhanh hơn.

- Số lần cá thể con tốt hơn cha mẹ nhiều hơn: do việc giới hạn không gian tìm kiếm để thay thế có thể dẫn đến quần thể thu được xuất hiện tối ưu cục bộ nhưng cơ chế lựa chọn cá thể cha mẹ trong thuật toán là tuần tự nên có thể tránh được tối ưu cục bộ và do đó số lần cá thể con tốt hơn cha mẹ nhiều hơn so với giải thuật SEAMO2.

- Tỷ lệ thay thế cá thể tồi nhất ít hơn tỷ lệ thay thế ngẫu nhiên trong thuật toán SEAMO2 và tỷ lệ bị loại sẽ nhiều hơn vì khi quần thể đã đạt ngưỡng tối ưu thì việc giới hạn không gian tìm kiếm sẽ đẩy nhanh quá trình loại cá thể hơn thuật toán SEAMO2.

Từ đó cho thấy giải thuật cải tiến SEAMO2_LG có tốc độ hội tụ tốt hơn nên sẽ tối ưu hơn về mặt thời gian.

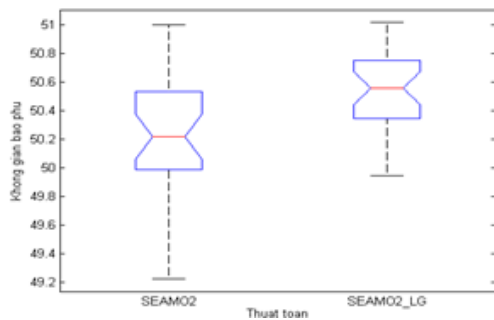
4.3. Đánh giá

Bảng 3. Độ bao phủ trung bình – 500 thể hệ

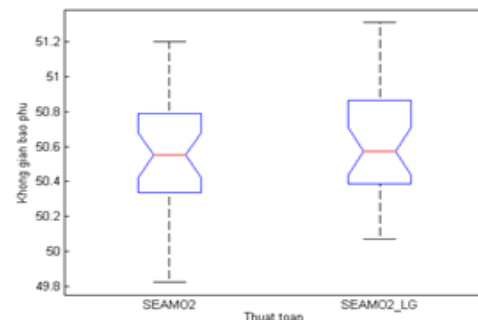
Độ bao phủ - C = Coverage (A ≥ B)		
Thuật toán		kn750.2
A	B	
SEAMO2	SEAMO2_LG	17,97
SEAMO2_LG	SEAMO2	22

Bảng 3 so sánh độ bao phủ của quần thể thu được đối với hai giải thuật. Hình 4 so sánh kết quả hai giải thuật SEAMO2 và SEAMO2_LG khi thực hiện với 500 thể hệ, dựa theo tham số S. Kết quả cho thấy khi thực hiện giải thuật với 500 thể hệ, giải thuật SEAMO2_LG có kết quả tốt hơn so với giải thuật SEAMO2.

Hình 5 so sánh kết quả hai giải thuật SEAMO2 và SEAMO2_LG khi thực hiện với 1920 thể hệ. Ở trường hợp này, khi chạy với lần chạy dài (1920 thể hệ) giải thuật SEAMO2_LG có kết quả không cải thiện được nhiều so với giải thuật SEAMO2.



Hình 4. So sánh SEAMO2 và SEAMO2_LG
– 500 thế hệ



Hình 5. So sánh SEAMO2 và SEAMO2_LG
– 1920 thế hệ

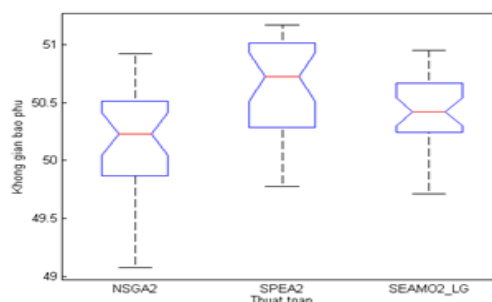
4.4. So sánh với thuật toán SPEA2, NSGA2

Thử nghiệm cuối cùng của bài báo là so sánh chất lượng của thuật toán SEAMO2_LG với SPEA2, NSGA2. Bộ dữ liệu được sử dụng là kn750.2 với quần thể ban đầu có kích thước là 250 và chạy 1920 thế hệ, sử dụng 30 lần chạy độc lập.

Bảng 4. Độ bao phủ trung bình

Độ bao phủ - C = Coverage (A≥B)			
Thuật toán		Thế hệ	
A	B	500	1920
SEAMO2_LG	NSGA2	79,33	34,8
	SPEA2	59,67	31,33
NSGA2	SEAMO2_LG	12,5	10,6
SPEA2		10,4	8,5

Bảng 4 là thông tin độ bao phủ trung bình của ba giải thuật. Hình 6 so sánh thuật toán SEAMO2_LG với NSGA2, SPEA2. Đối với tham số S giải thuật SEAMO2_LG tốt hơn so với NSGA2 nhưng lại kém hơn so với SPEA2, tuy nhiên với tham số C thì giải thuật SEAMO2_LG lại có kết quả tốt hơn.



Hình 6. So sánh thuật toán SEAMO2_LG với NSGA2, SPEA2

5. Kết luận

Trong nghiên cứu này nhóm tác giả đã tiến hành nghiên cứu, phân tích các trường hợp xảy ra trong chiến lược chọn lọc, thay thế cá thể vào quần thể của giải thuật SEAMO2 để tìm phương pháp cải tiến giải thuật. Dựa trên giải thuật SEAMO2, bài báo đề xuất một phương pháp để cải thiện trường hợp lựa chọn ngẫu nhiên trong chiến lược chọn cá thể thay thế của giải thuật bằng cách lựa chọn cá thể xấu nhất (đáng thay thế nhất) trong một khoảng không gian giới hạn các cá thể. Thông qua việc sử dụng, thay thế trường hợp lựa chọn ngẫu nhiên trong chiến lược chọn cá thể thay thế của giải thuật đó là lựa chọn cá thể xấu nhất (đáng thay thế nhất) trong một khoảng không gian giới hạn các cá thể. Kết quả thực nghiệm so với phương pháp cũ được thực hiện trước

đó, cải tiến mới SEAMO2_LG cho thấy trong các thể hệ đầu của quần thể (hoặc khi chạy giải thuật với các lần chạy ngắn) thì việc tìm cá thể phù hợp để thay thế sẽ giúp cho quần thể hội tụ về biên Pareto nhanh hơn hoặc khi chạy với các lần chạy dài (số thể hệ lớn) thì ở các thể hệ cuối (khi quần thể đã đạt ngưỡng tối ưu) thì việc hạn chế không gian tìm kiếm sẽ giúp tiết kiệm thời gian.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] H. T. Tran, "Genetic algorithm for multi-objective problem," Master Thesis, VNU University of Engineering and Technology, Viet Nam, 2014.
- [2] D. T. Nguyen, *Artificial Intelligence - Evolutionary Programming: Data Structures + Genetic Algorithms = Evolutionary Programs*, Viet Nam Education Publisher, 2015.
- [3] S. F. Adra and P. J. Fleming, "Diversity management in evolutionary many-objective optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 15, no. 2, pp. 183–195, 2011.
- [4] H. E. Aguirre, A. Liefooghe, S. Verel, and K. Tannaka, "A study on population size and selection lapse in many-objective optimization," in *Proceedings of the 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'13)*, IEEE, Los Alamitos, CA, 2013, pp. 1507–1514.
- [5] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *Evolutionary Computation IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [6] M. Asafuddoula, T. Ray, and R. Sarker, "A decomposition based evolutionary algorithm for manyobjective optimization with systematic sampling and adaptive epsilon control," in *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 2013, pp. 413–427.
- [7] R. Landa, C. A. Coello, and G. T. Pulido, "Goal-constraint: Incorporating preferences through an evolutionary ϵ -constraint based method," in *Proceedings of the 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'13)*, IEEE, Los Alamitos, CA, 2013, pp. 741–747.
- [8] N. C. Yang and D. Mehmood, "Multi-Objective Bee Swarm Optimization Algorithm with Minimum Manhattan Distance for Passive Power Filter Optimization Problems," *Mathematics – MDPI*, vol. 10, 2022, doi: 10.3390/math10010133.
- [9] G. Acampora, F. Herrenra, G. Tortora, and A. Vitiello, "A multi-objective evolutionary approach to training set selection for support vector machine," *Knowl Based Syst.*, vol. 147, pp. 94–108, 2018.
- [10] A. K. Alok, S. Saha and A. Ekbal, "A new semi-supervised clustering technique using multi-objective optimization," *Appl. Intell.*, vol. 43, no.3, pp. 633–661, 2015, doi: 10.1007/s10489-015-0656-z5.
- [11] I. Aydin, M. Karaköse, and E. Akin, "A multi-objective artificial immune algorithm for parameter optimization in support vector machine," *Appl. Soft Comput.*, vol.11, no.1, pp. 120–129, 2011, doi:10.1016/j.asoc.2009.11.003.
- [12] V. Beiranvand, M. M. Kashani, and A. A. Bakar, "Multi-objective PSO algorithm forming numerical association rules without a priori discretization," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 9, pp. 4259–4273, 2014.
- [13] A. Cano, K. Cios, and S. Ventura, "Multi-objective genetic programming for feature extraction and data visualization," *Soft. Comput.*, vol. 21, no. 8, pp. 2069–2089, 2017.
- [14] J. Alcalá-Fdez, A. Fernández, J. Luengo, J. Derrac, S. García, L. Sánchez, and F. Herrera "KEEL Data-Mining Software Tool: Data Set Repository, Integration of Algorithms and Experimental Analysis Framework," *Journal of Multiple-Valued Logic and Soft Computing*, vol. 17, pp. 255–287, 2011.
- [15] S. H. Bae, J. Y. Choi, J. Qiu, and G. C. Fox, "Dimension reduction and visualization of large high-dimensional data via interpolation," in *Proceedings of the 19th ACM International Symposium on High Performance Distributed Computing*, Chicago, Illinois, USA, June 21–25, 2010, pp. 203–214.