

## Kỹ thuật điều khiển thích ứng giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu sử dụng hướng vi phân dựa trên tỷ lệ biến đổi độ đo chất lượng tập giải pháp

Trần Bình Minh<sup>1\*</sup>, Nguyễn Long<sup>2</sup>, Nguyễn Đức Định<sup>1</sup>, Thái Trung Kiên<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Viện Công nghệ thông tin, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam;

<sup>2</sup>Học viện Quốc phòng, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam.

\*Email: minhchip79@gmail.com

Nhận bài: 25/11/2023; Hoàn thiện: 15/01/2024; Chấp nhận đăng: 06/02/2024; Xuất bản: 25/02/2024

DOI: <https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.93.2024.121-127>

### TÓM TẮT

Khi đánh giá giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu, người ta không chỉ quan tâm đến chất lượng của tập giải pháp mà còn chú ý đến khả năng thăm dò và khai thác của giải thuật vì đó là yếu tố đảm bảo cho tập giải pháp có chất lượng hội tụ và đa dạng tốt. Duy trì cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác trong quá trình tiến hóa của giải thuật là vấn đề khó nhưng được quan tâm trong lĩnh vực nghiên cứu. Trong bài báo này, chúng tôi phân tích mối quan hệ giữa chất lượng của tập giải pháp và hiệu quả tìm kiếm của giải thuật để đánh giá xu thế tìm kiếm và đề xuất kỹ thuật điều khiển dựa trên tỷ lệ biến đổi độ đo chất lượng tập giải pháp nhằm duy trì sự cân bằng tốt hơn giữa khả năng thăm dò và khai thác của giải thuật trong quá trình tiến hóa. Thử nghiệm kỹ thuật đề xuất trên giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu sử dụng hướng vi phân với một số bài toán mẫu cho kết quả có tính cạnh tranh cao, minh chứng khả năng cải thiện hiệu quả tìm kiếm của giải thuật.

**Từ khóa:** Cân bằng thăm dò và khai thác; Xu thế tìm kiếm; Giải thuật tiến hóa vi phân; NSGAII-DE.

### 1. MỞ ĐẦU

Bài toán tối ưu đa mục tiêu (Multi-Objective Problem - MOP) là bài toán gồm các mục tiêu có xung đột lẫn nhau và cần được tối ưu đồng thời. Trong MOP cực tiểu, một giải pháp được gọi là tối ưu Pareto nếu cải thiện giá trị trên một mục tiêu sẽ làm tồi đi giá trị của ít nhất một mục tiêu khác [1]. Tập các giải pháp thỏa mãn điều kiện tối ưu Pareto trong không gian biến quyết định được gọi là tập tối ưu Pareto (Pareto Optimal Set - PS) và ảnh xạ của nó sang không gian mục tiêu gọi là lớp tối ưu Pareto (Pareto Optimal Front - PF). Về mặt toán học, MOP cực tiểu không ràng buộc với  $M$  mục tiêu được định nghĩa như sau:

$$\min \vec{f}(\vec{x}) = [f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_M(\vec{x})] \quad (1)$$

Trong đó:  $\vec{x}$  là véc-tơ biến quyết định thuộc vùng khả thi  $\Omega$  trong không gian biến quyết định  $\mathbb{R}^D$ ;  $\vec{f}(\vec{x})$  là véc-tơ hàm mục tiêu;  $f_i: \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}$  với  $i \in \{1, 2, \dots, M\}$  là hàm mục tiêu thứ  $i$ ;  $Z = f(\Omega)$  là vùng khả thi trong không gian mục tiêu,  $Z \subseteq \mathbb{R}^M$  với  $\mathbb{R}^M$  là không gian mục tiêu.

Xấp xỉ lời giải của MOP sử dụng giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu (Multi-Objective Evolutionary Algorithm - MOEA) là kỹ thuật hiệu quả vì MOEA cho phép tìm kiếm tập giải pháp thỏa hiệp giữa các mục tiêu [2]. Khi đánh giá MOEA, hai khía cạnh chính được quan tâm:

- Chất lượng của tập giải pháp: Khi đánh giá về chất lượng của tập giải pháp, người ta quan tâm đến chất lượng hội tụ và đa dạng. Trong không gian mục tiêu, chất lượng hội tụ thể hiện ở việc các giải pháp càng gần với PF càng tốt còn chất lượng đa dạng thể hiện ở việc các giải pháp càng phân bố đều và rộng theo PF càng tốt. Hai yếu tố này độc lập với nhau và thực tế không tồn tại một biện pháp hiệu quả duy nhất có thể chỉ ra sự vượt trội giữa các giải thuật ở đồng thời hai yếu tố nên cần có ít nhất hai biện pháp để có thể đánh giá toàn diện chất lượng. Một số độ đo hiệu quả điển hình thường được sử dụng để đánh giá chất lượng của tập giải pháp là khoảng cách thể hệ (GD) [3], khoảng cách thể hệ ngược (IGD) [4] và chỉ số siêu thể tích (HV) [5];

- Hiệu quả tìm kiếm của giải thuật: Khi đánh giá về hiệu quả tìm kiếm của giải thuật, người ta quan tâm đồng thời đến khả năng tìm kiếm theo chiều rộng (khả năng thăm dò) và chiều sâu (khả năng khai thác). Khả năng thăm dò nhằm đảm bảo tìm kiếm rộng khắp trong không gian tìm kiếm để tránh bỏ sót giải pháp tốt, tránh bẫy tối ưu cục bộ và thu được tập giải pháp phân bố rộng và đều theo PF. Khả năng khai thác nhằm đảm bảo cho quá trình tìm kiếm hội tụ nhanh để thu được tập giải pháp tiệm cận đến PF. Khả năng thăm dò và khai thác của MOEA ảnh hưởng lớn đến khả năng tìm kiếm toàn cục của giải thuật và cần được cân bằng trong suốt quá trình tìm kiếm để nâng cao đồng thời được cả chất lượng hội tụ và đa dạng của tập giải pháp.

Như vậy, nếu chỉ tập trung vào chất lượng của tập giải pháp thì chưa đánh giá một cách toàn diện, cần phải đánh giá đồng thời với khả năng tìm kiếm. Duy trì cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác của giải thuật là một vấn đề khó nhưng đồng thời cũng được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm với một số nghiên cứu điển hình gần đây như: H. Zhang [6] dựa trên phân tích rằng các giải pháp không bị trội sẽ tồn tại lâu hơn giải pháp khác trong quá trình tiến hóa và dựa trên độ đo thời gian tồn tại trung bình để xác định giải thuật đang tập trung thăm dò hay khai thác và sử dụng toán tử tái tạo nhằm đảm bảo cân bằng; W. Zheng [7] tiếp cận dựa trên phân cụm bằng cách chia quần thể thành các quần thể con, lựa chọn cha mẹ từ các quần thể con khác nhau trong giai đoạn thăm dò và từ một quần thể con trong giai đoạn khai thác, sinh cá thể dựa trên sự khác biệt về độ đo siêu thể tích của các quần thể con trong hai thế hệ liên kế; M. Abdel-Basset [8] sử dụng tỷ lệ thích ứng giữa số vòng lặp tiến hóa tập trung vào thăm dò và số vòng lặp tiến hóa tập trung vào khai thác, đồng thời sử dụng chiến lược đột biến dựa trên phân bố Gaussian để tạo ra các giá trị bước nhảy với giá trị nhỏ để tăng cường khả năng khai thác và giá trị lớn để tăng cường khả năng thăm dò; Q. Zhang [9] đề xuất một hàm niching để duy trì sự cân bằng, trong đó giá trị niching được điều khiển bởi một bán kính quét giảm dần tương ứng với việc tăng cường cải thiện đa dạng trong giai đoạn đầu và tập trung vào hội tụ trong giai đoạn cuối. Hong H. [10] đề xuất giải pháp cân bằng cho các bài toán tối ưu đa mục tiêu có số chiều không gian biến quyết định lớn bằng cơ chế gán một giá trị trọng số duy nhất cho mỗi biến quyết định và giải quyết vấn đề cân bằng ngay trong không gian biến quyết định. Trong các nghiên cứu kể trên, việc sử dụng thông tin độ đo chất lượng tập giải pháp để đánh giá xu thế tìm kiếm và làm thông tin tham chiếu nhằm điều khiển cân bằng giữa khả năng thăm dò khai thác vẫn chưa được đề cập đến. Ngoài ra, các nghiên cứu trên cũng chưa được áp dụng để cải thiện cho giải thuật tối ưu đa mục tiêu sử dụng hướng vi phân.

Bài báo phân tích mối liên hệ giữa chất lượng của tập giải pháp và khả năng tìm kiếm của giải thuật, đề xuất kỹ thuật điều khiển thích ứng nhằm cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác trong quá trình tìm kiếm và áp dụng để cải tiến MOEA dựa trên hướng vi phân. Trong phần tiếp theo của bài báo, vấn đề nghiên cứu sẽ được trình bày trong phần 2. Phần 3 trình bày phương pháp điều chỉnh thích ứng khả năng tìm kiếm và phân tích áp dụng để cải thiện MOEA dựa trên hướng vi phân. Kết quả thí nghiệm, thảo luận và kết luận được đề cập trong phần 4 và phần 5.

## **2. VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU**

### **2.1. Vấn đề cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác của giải thuật**

Nếu quá trình tìm kiếm mà thiên về khả năng thăm dò, việc tìm kiếm sẽ được thực hiện rộng khắp trong các khu vực của không gian tìm kiếm, dẫn đến đảm bảo tính chất toàn cục của quá trình tìm kiếm (chất lượng đa dạng tốt) nhưng tốc độ thu nhận được các giải pháp tiệm cận đến PF sẽ chậm (chất lượng hội tụ kém). Ngược lại, khi giải thuật thiên về khả năng khai thác, các giải pháp thu được sẽ tiến nhanh đến PF (chất lượng hội tụ tốt) nhưng khả năng mở rộng không gian tìm kiếm bị hạn chế, dẫn đến giải pháp tốt ở một số khu vực không được xét đến (chất lượng đa dạng kém). Như vậy, duy trì cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác của MOEA trong quá trình tìm kiếm là vấn đề rất quan trọng nhằm đảm bảo cho việc có thể nhanh chóng tìm kiếm được tập giải pháp vừa có chất lượng hội tụ và chất lượng đa dạng cao.

Theo cơ chế chọn lọc của quá trình tiến hóa, chất lượng của tập giải pháp ở giai đoạn trước sẽ ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng của giai đoạn sau, nhất là với các giải thuật sử dụng cơ chế bảo tồn tinh tú (elitism) hiện nay. Thực tế, khi phân tích khả năng thăm dò và khai thác theo giai đoạn của quá trình tìm kiếm có thể nhận thấy tại những thế hệ đầu, tùy theo nguyên lý của từng giải thuật, khả năng thăm dò và khai thác thường là mất cân bằng, điều đó ảnh hưởng rất lớn đến quá trình tìm kiếm ở giai đoạn giữa và giai đoạn cuối. Do đó, vấn đề đặt ra là làm sao để ngay từ đầu của quá trình tìm kiếm, sự cân bằng đã được đảm bảo nhằm tránh bỏ sót những giải pháp tốt ở những khu vực tìm kiếm dễ bị bỏ qua khi giải thuật đang tập trung vào tìm kiếm theo chiều sâu để tìm các giải pháp sát với PF.

## **2.2. Mối quan hệ giữa chất lượng tập giải pháp và hiệu quả tìm kiếm của giải thuật**

Khi nghiên cứu bản chất khả năng thăm dò, khai thác của quá trình tìm kiếm và giá trị của các độ đo đánh giá chất lượng của tập giải pháp trên hai độ đo phổ biến là GD và IGD, nhận thấy: (i) độ đo GD đại diện cho tính chất hội tụ của quần thể và thể hiện khả năng khai thác của tiến hóa. Ưu tiên về khả năng khai thác sẽ giúp giải thuật tìm được giải pháp tối ưu gần với PF nhanh nhất. Vì thế, việc thay đổi giá trị độ đo GD theo hướng cải thiện trong một phân đoạn thời gian thể hiện sự tăng cường khả năng khai thác của quá trình tìm kiếm; (ii) ở khía cạnh khác, độ đo IGD thể hiện cả khả năng đa dạng và hội tụ của tập giải pháp. Cụ thể hơn, độ đo IGD thể hiện khả năng thăm dò của quá trình tìm kiếm để tìm các giải pháp được phân bố rộng và đều theo PF. Do đó, việc thay đổi giá trị độ đo IGD theo hướng cải thiện trong một phân đoạn thời gian thể hiện sự tăng cường khả năng thăm dò của quá trình tìm kiếm. Như vậy, giá trị sự biến đổi các độ đo GD và IGD của tập giải pháp trong một phân đoạn thời gian tiến hóa cho biết xu thế tìm kiếm của MOEA.

## **2.3. Vấn đề nghiên cứu đặt ra**

Như đã phân tích, thông tin về biến đổi giá trị các độ đo theo phân đoạn thời gian là giá trị định lượng giúp đánh giá xu thế tìm kiếm của giải thuật. Đây là thông tin tham chiếu để có thể điều khiển thích ứng giải thuật nhằm duy trì sự cân bằng về khả năng thăm dò và khai thác. Phương án điều khiển thích ứng phụ thuộc vào cơ chế sử dụng các tham số điều khiển của từng MOEA, cần được khảo sát và có sự đánh giá cụ thể. Do vậy, vấn đề nghiên cứu đặt ra là: (i) đánh giá xu thế của quá trình tìm kiếm thông qua giá trị biến đổi độ đo chất lượng của tập giải pháp, từ đó đề xuất kỹ thuật điều khiển nhằm duy trì cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác; (ii) nghiên cứu cơ chế sử dụng tham số điều khiển của MOEA và đề xuất sử dụng thông tin tham chiếu dựa trên giá trị biến đổi độ đo chất lượng của tập giải pháp một cách thích hợp để điều chỉnh thích ứng giá trị tham số điều khiển nhằm duy trì tương đối sự cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác trong quá trình tìm kiếm.

# **3. KỸ THUẬT ĐIỀU KHIỂN THÍCH ỨNG**

## **3.1. Đề xuất kỹ thuật điều khiển thích ứng**

Kỹ thuật điều khiển thích ứng nhằm cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác của MOEA trong nghiên cứu sử dụng xu thế tìm kiếm của giải thuật làm thông tin tham chiếu. Cụ thể, xu thế tìm kiếm của MOEA được xác định dựa trên tỷ lệ biến đổi giá trị độ đo chất lượng của tập giải pháp. Các bước cơ bản trong kỹ thuật đề xuất như sau:

- Bước 1: Tính giá trị độ đo GD, IGD theo công thức trong các tài liệu [3, 4].
- Bước 2: Xác định tỷ lệ biến đổi độ đo chất lượng quần thể (khi kết thúc một phân đoạn).
- + Bước 2.1. Tính độ biến đổi giá trị độ đo GD, IGD theo công thức:

$$\begin{aligned} \Delta GD &= |GD_{cGen} - GD_{cGen-G_c}| / \max GD \\ \Delta IGD &= |IGD_{cGen} - IGD_{cGen-G_c}| / \max IGD \end{aligned} \quad (2)$$

Trong đó:  $cGen$  là thế hệ hiện tại;  $G_c$  là số thế hệ trong phân đoạn thời gian;  $\max GD$  và  $\max IGD$  là các giá trị cực đại của các độ đo GD và IGD tính đến thế hệ hiện tại.

+ Bước 2.2. Tính tỷ lệ biến đổi giá trị độ đo GD, IGD theo công thức:

$$delta = deltaGD - deltaIGD \quad (3)$$

+ Bước 2.3. Tính toán lại giá trị tham số điều khiển của MOEA dựa trên tỷ lệ biến đổi giá trị độ đo (việc xác định tham số điều khiển tùy thuộc vào từng giải thuật).

- Bước 3. Tiếp tục tìm kiếm theo lược đồ của MOEA (giá trị mới của tham số sẽ điều khiển quá trình tìm kiếm của giải thuật theo hướng mong muốn).

### 3.2. Đề xuất áp dụng cho giải thuật tiến hóa tối đa mục tiêu sử dụng hướng vi phân

Bài báo tập trung áp dụng kỹ thuật đề xuất để cải tiến MOEA sử dụng hướng vi phân. Giải thuật được lựa chọn là NSGAI-DE [11], là giải thuật tiêu biểu cho MOEA sử dụng hướng vi phân và dựa trên quan hệ trội. Toán tử vi phân trong NSGAI-DE sử dụng chiến lược đột biến “DE/best/1” với véc-tơ đột biến cho thế hệ tiếp theo của giải pháp  $x_{i,G}$  tại thế hệ thứ  $G$  được tạo như sau:

$$v_{G+1}^i = \lambda x_G^{rBest} + F(x_G^{r2} - x_G^{r3}) \quad (4)$$

Trong đó:  $r_2, r_3$  là các chỉ số ngẫu nhiên khác nhau thuộc  $[1, N]$  với  $N$  là kích thước quần thể;  $\lambda$  là tham số khuếch đại giải pháp tốt nhất tính đến thế hệ hiện tại với  $x_G^{rBest}$  được chọn ngẫu nhiên trong 30% số giải pháp tốt của tập giải pháp thế hệ hiện tại;  $F$  là tham số chiều dài bước nhảy để điều khiển mức độ khuếch đại của biến thiên vi phân  $x_G^{r2} - x_G^{r3}$ .

Giải pháp tốt là giải pháp không bị trội và được lấy lần lượt theo thứ hạng trội ưu tiên từ cao xuống thấp. Khi nghiên cứu cơ chế của NSGAI-DE, nhận thấy tỷ lệ phần trăm chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  ảnh hưởng đến chất lượng tập giải pháp. Cụ thể, với tham số  $\lambda$  và  $F$  cố định thì:

- (i) Khi tỷ lệ phần trăm nhỏ thì số giải pháp ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  ít nên xác suất  $x_G^{rBest}$  là giải pháp không bị trội cao, do đó giải pháp sinh bởi toán tử tiến hóa vi phân sẽ có tỷ lệ không bị trội cao, dẫn đến tăng tính hội tụ của tập giải pháp;

- (ii) Ngược lại, khi tỷ lệ phần trăm lớn thì số giải pháp ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  lớn nên xác suất để  $x_G^{rBest}$  nằm rộng trong các khu vực của không gian tìm kiếm cao, do đó giải pháp sinh bởi toán tử tiến hóa vi phân sẽ nằm rộng hơn, dẫn đến tăng tính đa dạng của tập giải pháp.

Do đó, bài báo đề xuất lựa chọn tham số này để điều khiển cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác. Cụ thể, đề xuất phương án sử dụng tỷ lệ linh hoạt khi chọn cá thể tốt nhất cho toán tử vi phân với tỷ lệ phần trăm để chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  được tính theo công thức sau:

$$bR = \text{Normalize}(delta) \quad (5)$$

Trong đó:  $bR$  tỷ lệ phần trăm để chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$ ;  $delta$  là tỷ lệ biến đổi độ đo trong phân đoạn thời gian; hàm  $\text{Normalize}()$  để ánh xạ khoảng giá trị của tỷ lệ biến đổi độ đo  $delta$  về khoảng  $[0,2; 0,8]$ , tương với tỷ lệ phần trăm để chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  sẽ dao động từ 20% đến 80% các giải pháp tốt nhất của thế hệ hiện tại tùy theo xu thế tìm kiếm của giải thuật. Khoảng giá trị  $[0,2; 0,8]$  là giá trị thực nghiệm.

Khi  $delta > 0$  (giải thuật đang tập trung khai thác), tỷ lệ phần trăm  $bR$  để chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  lớn, dẫn đến hướng cho giải thuật tăng cường khả năng thăm dò. Khi  $delta < 0$  (giải thuật đang tập trung thăm dò), tỷ lệ phần trăm  $bR$  để chọn ứng viên cho  $x_G^{rBest}$  nhỏ, dẫn đến hướng cho giải thuật tăng cường khả năng khai thác.

Giải thuật cải tiến NSGAI-DE+ sử dụng kỹ thuật điều khiển thích ứng đề xuất để cải tiến giải thuật gốc NSGAI-DE, các bước cải tiến được thể hiện bằng font chữ in đậm, nghiêng.

#### **Giải thuật NSGAI-DE+**

**Đầu vào:** *MOP*; điều kiện dừng; *N*: kích thước quần thể; *G<sub>e</sub>*: số thế hệ trong quá trình điều chỉnh; *G<sub>c</sub>*: số thế hệ trong một phân đoạn thời gian.

**Đầu ra:** quần thể chứa các giải pháp của bài toán.

```

1:  $t = 0$ ; khởi tạo quần thể  $P_t$ .
2:  $GD_e(1) = GD(P_t)$ ;  $IGD_e(1) = IGD(P_t)$ ;  $maxGD \leftarrow GD_e(1)$ ;  $maxIGD \leftarrow IGD_e(1)$ .
4: while (điều kiện dừng chưa thỏa mãn) do
5: Tính toán giá trị của  $\Delta GD$ ,  $\Delta IGD$ ,  $\Delta$  theo các bước trong mục 3.1.
6:  $bR \leftarrow Normalize(\Delta)$ .
7:  $Q_t \leftarrow make\_new\_pop(P_t, bR)$ ; /*Tạo quần thể con cái với  $bR$  mới*/
8:  $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ .
9:  $F \leftarrow Fast\_non\_dominated\_sort(R_t)$ . /*Sắp xếp trội và phân lớp*/
10:  $P_{t+1} \leftarrow \emptyset$ ;  $i \leftarrow 1$ .
11: while ( $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$ ) do
12:  $Crowding\_distance(F_i)$ . /*Gán khoảng cách đồng đúc cho  $F_i$ */
13:  $P_{t+1} \leftarrow P_t \cup F_i$ ;
14:  $i \leftarrow i + 1$ .
15: end while
16:  $Sort(F_i)$ . /*Sắp xếp  $F_i$  theo giảm dần khoảng cách đồng đúc*/.
17:  $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i[1:(N - |P_{t+1}|)]$ .
18:  $t \leftarrow t + 1$ .
19: end while
20: return  $P_t$ .
    
```

## 4. KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

### 4.1. Kích bản thử nghiệm

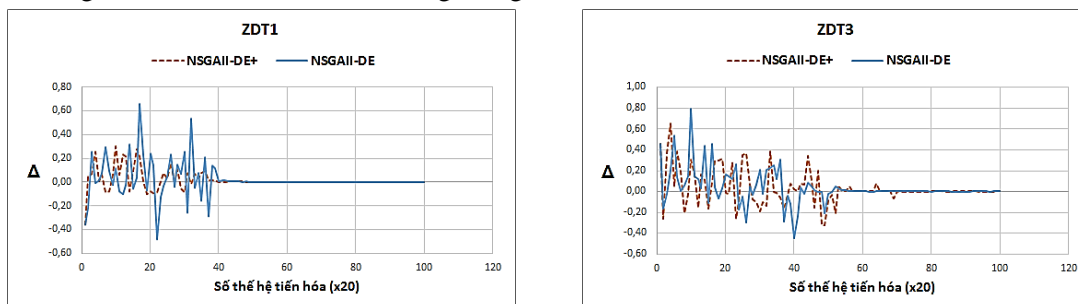
- Bài toán mẫu: Lựa chọn lớp bài toán ZDT [5] và UF [12] với mỗi lớp chọn 5 bài toán mẫu. Lý do lựa chọn là các lớp bài toán mẫu này hiện vẫn được sử dụng phổ biến trong lĩnh vực MOEA và PF của các bài toán mẫu được lựa chọn có đầy đủ đặc trưng khác nhau của các MOP trong thực tế như lồi, lõm, không liên tục, đa mô hình.

- Thông số thử nghiệm: Số mục tiêu của bài toán  $M$  bằng 2; kích thước của quần thể  $N$  bằng 100; số thế hệ trong quá trình điều chỉnh  $G_e$  bằng 2.000; số thế hệ trong một chu kỳ điều chỉnh  $G_c$  bằng 20; chỉ số phân bố lai ghép và đột biến bằng 20; xác suất lai ghép bằng 0,4; xác suất đột biến bằng 0,01; số lần thực hiện độc lập từng giải thuật là 30.

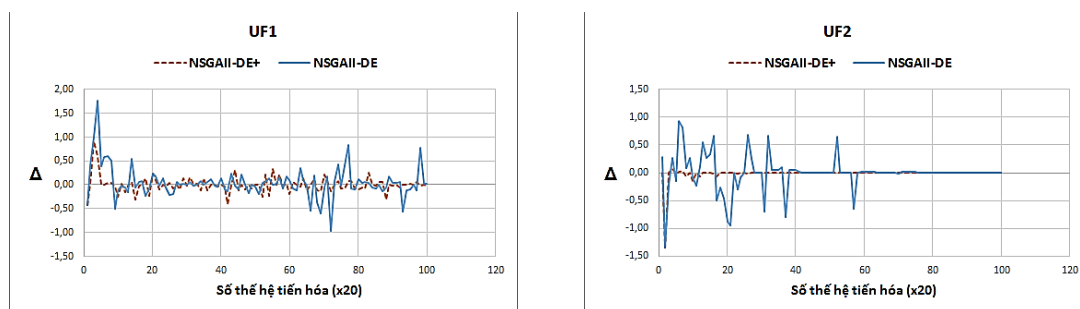
### 4.2. Kết quả

Giá trị trung bình của tỷ lệ biến đổi giá trị độ đo GD và IGD trong các lần thực hiện độc lập từng giải thuật được thể hiện trong bảng 1, trong đó giá trị tốt hơn được in đậm.

Tỷ lệ biến đổi giá trị độ đo trong quá trình tiến hóa của một số trường hợp tiêu biểu được biểu diễn trên hình 1 và hình 2, trong đó đường nét liền thể hiện giải thuật NSGAI-DE, đường nét đứt thể hiện giải thuật NSGAI-DE+, đường nào gần với 0 hơn thì sẽ tốt hơn.



Hình 1. So sánh giá trị delta khi cải tiến NSGAI-DE với lớp ZDT.



Hình 2. So sánh giá trị delta khi cải tiến NSGAI-DE với lớp UF.

Bảng 1. Kết quả thử nghiệm.

Bài toán Giải thuật	ZDT1	ZDT2	ZDT3	ZDT4	ZDT6	UF1	UF2	UF3	UF4	UF5	+/-/=
	<b>NSGAI-DE</b>	0,0671	0,0422	<b>0,0852</b>	0,0465	0,0282	0,1934	0,1506	0,1426	0,1368	0,0665
<b>NSGAI-DE+</b>	<b>0,0388</b>	<b>0,0319</b>	0,0976	<b>0,0207</b>	<b>0,0087</b>	<b>0,1009</b>	<b>0,0197</b>	<b>0,1074</b>	<b>0,1066</b>	<b>0,0329</b>	<b>9/1/0</b>

### 4.3. Đánh giá và thảo luận

So sánh kết quả giữa giải thuật gốc và giải thuật cải tiến thấy rằng giải thuật cải tiến tốt hơn đối với 9/10 bài toán mẫu thử nghiệm. Cụ thể, tỷ lệ tương quan độ biến thiên trong quá trình tiến hóa của NSGAI-DE+ tốt hơn rõ rệt với các bài toán ZDT1, ZDT4, UF1, UF3, UF4, UF5; tốt hơn với các bài toán ZDT2, ZDT6 và UF2. Đối với bài toán mẫu ZDT3 sự cải thiện là không rõ ràng vì đặc tính PF của ZDT3 là không liên tục, gồm một số phần rời rạc, do đó, điều chỉnh tăng cường khả năng thăm dò trong các vùng trống tự nhiên của PF sẽ không có nhiều tác dụng. Kết quả thử nghiệm cho thấy việc áp dụng kỹ thuật điều khiển thích ứng dựa trên tỷ lệ biến đổi độ đo chất lượng tập giải pháp đã nâng cao khả năng cân bằng giữa thăm dò và khai thác của giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu sử dụng hướng vi phân, dẫn đến chất lượng và hiệu quả tìm kiếm của giải thuật được cải thiện.

## 5. KẾT LUẬN

MOEA là một lựa chọn hiệu quả để giải MOP nhờ cơ chế tiến hóa, làm việc trên quần thể, chọn lọc và ngẫu nhiên. Tuy vậy, chính cơ chế kết hợp giữa các toán tử chọn lọc, lai ghép, đột biến có thể làm quá trình tìm kiếm mất đi tính toàn cục khi bỏ qua/hoặc ưu tiên thấp đối với một số khu vực trong không gian tìm kiếm. Từ mối quan hệ giữa chất lượng quần thể và xu thế tìm kiếm của giải thuật, cần phải duy trì một cách tương đối sự cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác trong suốt quá trình tìm kiếm. Bài báo đề xuất kỹ thuật điều khiển thích ứng sử dụng thông tin tham chiếu là xu thế tìm kiếm của giải thuật và áp dụng phù hợp để cải thiện MOEA sử dụng hướng vi phân. Tỷ lệ phần trăm chọn ứng viên cho giải pháp tốt nhất của toán tử tiến hóa vi phân trong giải thuật NSGAI-DE được xác định là tham số điều khiển duy trì sự cân bằng và thay đổi thích ứng với xu thế tìm kiếm của giải thuật. Thử nghiệm trên giải thuật cải tiến NSGAI-DE+ cho kết quả có tính cạnh tranh, góp phần nâng cao chất lượng của giải thuật. Trong các nghiên cứu tiếp theo, chúng tôi sẽ sử dụng xu thế tìm kiếm để phát triển kỹ thuật điều khiển thích ứng cho các nhóm MOEA khác nhằm duy trì tốt sự cân bằng giữa khả năng thăm dò và khai thác trong quá trình tiến hóa của giải thuật.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Nguyễn Long, “Kỹ thuật định hướng trong tối ưu tiến hóa đa mục tiêu”, NXB Đại học Kinh tế quốc dân, Hà Nội, (2020).
- [2]. H. Wenlan, Zh.Yu, and L. Lan, “Survey on multi-objective evolutionary algorithms”, J. of Physics: Conference Series, Vol 1288:012057 (2019).

- [3]. D.A.V. Veldhuizen, “*Multi-objective evolutionary algorithms: Classifications, analyses, and new innovation*”, PhD thesis, Airforce Institute of Technology, Ohio (1999).
- [4]. C. A. C. Coello, N.C. Cortés, “*Solving Multiobjective Optimization Problems using an Artificial Immune System*”, J. of Genet Program Evolvable, Vol. 6, No.2, pp.163-190, (2005).
- [5]. E. Zitzler, L. Thiele, and K. Deb, “*Comparision of multiobjective evolutionary algorithms: Emprical results*”, J. of Evolutionary Computation, Vol 8, No.1, pp. 173-195, (2000).
- [6]. H. Zhang, J. Sun, T. Liu, K. Zhang, Q. Zhang, “*Balancing Exploration and Exploitation in Multiobjective Evolutionary Optimization*”, J. of Information Sciences, Vol 497, pp. 129-148, (2019).
- [7]. W. Zheng, J. Wu, C. Zhang, J. Sun, “*A Clustering-Based Multiobjective Evolutionary Algorithm for Balancing Exploration and Exploitation*”, Proc. of 14th Bio-inspired Computing: Theories and Applications, Vol. 1, No.14, pp. 355-369, (2020).
- [8]. M. Abdel-Basset, R. Mohamed, S. Mirjalili, R. K. Chakraborty, M. J. Ryan, “*MOEO-EED: A multi-objective equilibrium optimizer with exploration–exploitation dominance strategy*”, J. of Knowledge-Based Systems, Vol, No. 214, 106717, (2021).
- [9]. Q. Zhang, R. Jiao, S. Zeng, Z. Zeng, “*Balancing Exploration and Exploitation With Decomposition-Based Dynamic Multi-Objective Evolutionary Algorithm*”, J. of International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI), Vol. 15, No. 4, pp.1-23, (2021).
- [10]. H. Hong, M. Jiang, L. Feng, Q. Lin, K.C. Tan, “*Balancing Exploration and Exploitation for Solving Large-scale Multiobjective Optimization via Attention Mechanism*”, Proc. of 2022 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp.1-8, (2022).
- [11]. C. Kwan, F. Yang and C. Chang, “*A differential evolution variant of Nsga ii for real world multiobjective optimization*”, Proc. of Artificial Life: Third Australian Conference; ACAL 2007 Gold Coast, Australia, pp. 345-356, (2007).
- [12]. Q. Zhang, A. Zhou, S. Zhao, P. N. Suganthan, W. Liu, and S. Tiwari, “*Multiobjective optimization test instances for the CEC 2009 specialsession and competition*”, University of Essex and Nanyang Technological University, Tech. Rep. CES-487, (2008).

#### ABSTRACT

##### **Adaptive control technique to enhance differential multi-objective evolutionary algorithm based on variation rate of quality measures**

*When evaluating the multi-objective evolutionary algorithm, they not only focus on the quality of the solution set but also pay attention to the algorithm's ability to explore and exploit because that is the factor ensuring the convergence and diversity of the solution set. Maintaining a balance between exploration and exploitation of the algorithm is a difficult but interesting problem in the research field. In this article, we analyzed the relationship between the quality of the solution set and the algorithm's search efficiency to evaluate trends and propose an adaptive control technique based on the variation rate of quality measures to maintain a better balance between the exploration and exploitation capabilities. Experimental results on the multi-objective evolutionary algorithm using differential direction with some typical benchmark sets are highly competitive, demonstrating the ability to improve the algorithm's efficiency.*

**Keywords:** Balancing exploration and exploitation; Search trend; Differential evolutionary algorithm; NSGAI-DE.