

TỐI ƯU KHỐI LƯỢNG KẾT CẤU DÀN SỬ DỤNG CÁC THUẬT TOÁN MÊ-TA Ơ-RÍT-TÍC

Cao Trường Sơn¹, Nguyễn Hữu Huế², Trương Việt Hùng²

Tóm tắt: Các thuật toán mê-ta ơ-rit-tíc đang được sử dụng rộng rãi cho thiết kế tối ưu công trình nhờ khả năng mạnh mẽ của chúng trong việc tìm kiếm các nghiệm tối ưu toàn cục. Tuy nhiên, hiệu quả của các thuật toán này còn tùy thuộc vào đặc điểm của lớp bài toán tối ưu được xem xét. Do đó, việc hiểu rõ ưu nhược điểm của các thuật toán tối ưu là hết sức cần thiết để có thể vận dụng một cách hiệu quả trong công tác thiết kế. Trong bài báo này, ba thuật toán tối ưu mê-ta ơ-rit-tíc hiện đại được nghiên cứu áp dụng cho bài toán thiết kế tối ưu kết cấu dàn sử dụng phân tích phi tuyến tính phi đàn hồi bao gồm: giải thuật di truyền vi mô (micro-GA), thuật toán tối ưu Rao và thuật toán tiến hóa vi phân thích nghi (EapDE). Dàn thép không gian 72 thanh với 16 biến thiết kế được xem xét cho cả hai trường hợp biến rời rạc và biến liên tục. Kết quả cho thấy EapDE tìm được kết quả và tốc độ tối ưu tốt hơn hai thuật toán còn lại.

Từ khóa: Dàn thép, tối ưu, giải thuật di truyền, Rao, tiến hóa vi phân, phân tích trực tiếp.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Kết cấu dàn được sử dụng rất phổ biến hiện nay trong cả công trình xây dựng dân dụng và công nghiệp nhờ khả năng vượt nhịp lớn, hình dạng phong phú, tiết kiệm vật liệu, v.v. Vật liệu sử dụng cho hệ dàn chủ yếu là vật liệu thép với đặc tính chung là loại vật liệu dẻo, làm việc chủ yếu ngoài miền đàn hồi. Chính vì vậy, các phương pháp phân tích phi tuyến tính phi đàn hồi đang được sử dụng ngày càng nhiều cho tính toán kết cấu dàn (Trương và Kim 2018, Sadollah và nnk. 2015).

Thiết kế tối ưu là hướng nghiên cứu mới đầy tiềm năng và thu hút được sự quan tâm lớn từ cộng đồng khoa học nhờ ưu điểm vượt trội trong việc đưa ra các phương án thiết kế tối ưu hóa được mục tiêu đặt ra mà vẫn đảm bảo các điều kiện theo yêu cầu của tiêu chuẩn (Hà và nnk. 2018, Trương và nnk. 2017, Trương và Kim 2017). Tuy nhiên, bài toán thiết kế tối ưu dàn thép sử dụng phân tích phi

tuyến tính phi đàn hồi lại trở nên khá phức tạp và có độ phi tuyến cao do đặc tính phi tuyến của công trình. Đối với lớp bài toán tối ưu này, các phương pháp tối ưu mê-ta ơ-rit-tíc hiện đại được ưu tiên sử dụng (Hà và nnk. 2018, Trương và nnk. 2017, Trương và Kim 2017). Đặc điểm của các thuật toán này là khả năng cân bằng giữa tìm kiếm địa phương và tìm kiếm toàn cục. Từ đó, cho phép tìm kiếm được các nghiệm tối ưu hiệu quả. Nhược điểm của chúng lại là các nghiệm tối ưu tìm được thường không phải là nghiệm tối ưu tốt nhất mà chỉ “gần tốt”. Tuy nhiên, đối với các bài toán tối ưu phức tạp, việc tìm kiếm nghiệm tối ưu toàn cục thường là bất khả thi. Lúc này, kết quả của thuật toán mê-ta ơ-rit-tíc hoàn toàn chấp nhận được. Dưới quan điểm đó, rất nhiều thuật toán tối ưu mê-ta ơ-rit-tíc được xây dựng. Trong đó, nổi bật nhất là các thuật toán sau. Giải thuật di truyền (Genetic Algorithm – GA) dựa trên nguyên lý của di truyền trong tự nhiên (Carroll 1999). Thuật toán Rao được đề xuất năm 2020 với cách tiếp cận hiện đại là

¹ Sở xây dựng tỉnh Ninh Bình

² Trường đại học Thủy lợi

không sử dụng bất cứ tham số hệ thống nào (Rao 2020). Thuật toán tiến hóa vi phân (differential evaluation) (DE) cải tiến do Trương và cộng sự (Trương và nnk. 2020) đề xuất sử dụng kỹ thuật đột biến ‘DE/pbest/1’ và giải pháp tự thích nghi. Kỹ thuật này được đặt tên là EapDE.

Trong bài báo này, hiệu quả của ba thuật toán tối ưu mê-ta σ -rít-tíc được đề cập ở trên đối với bài toán tối ưu dàn phi tuyến sẽ được nghiên cứu. Hàm mục tiêu là tổng khối lượng của hệ

$$\text{Tối thiểu hóa: } W(X) = \sum_{i=1}^N \rho_i A_i L_i, \quad (1)$$

Với điều kiện:

$$\begin{cases} 1 - lf_j \leq 0 & j = 1, \dots, N_{cd} \\ \left| \frac{d_{k,l}}{d_{k,l}^u} \right| - 1 \leq 0 & k = 1, \dots, N_{sd}; l = 1, \dots, N_{nut} \\ A_i^{\min} \leq A_i \leq A_i^{\max} \end{cases} \quad (2)$$

Với ρ_i , L_i và A_i là khối lượng riêng của vật liệu, chiều dài và diện tích tiết diện của phần tử thứ i ; $X = (A_1, A_2, \dots, A_m)$ là véc-tơ biến thiết kế; lf_j là hệ số chịu tải tối đa của dàn thép ứng với tổ hợp trạng thái giới hạn cường độ thứ j ; $d_{k,l}$ và $d_{k,l}^u$ là chuyên vị và giá trị giới hạn tương ứng của nút thứ l ở trạng thái giới hạn sử dụng

$$W_{un}(X) = \left(1 + \sum_{j=1}^{N_{cd}} \alpha_{cd,j} \beta_{1,j} + \sum_{k=1}^{N_{sd}} \alpha_{sd,k} \beta_{2,k} \right) \times W(X) \quad (3)$$

$$\beta_{1,j} = \max(1 - lf_j, 0); \beta_{2,k} = \sum_{l=1}^{nn} \max\left(\left| \frac{d_{k,l}}{d_{k,l}^u} \right| - 1, 0\right),$$

Với $\alpha_{cd,j}$ và $\alpha_{sd,k}$ là các hệ số phạt. Các hệ số này được chọn đủ lớn nhằm loại bỏ các thiết kế vi phạm điều kiện ràng buộc trong quá trình tối ưu. Trong bài báo này, các hệ số được lấy bằng 10000.

3. THUẬT TOÁN MÊ-TA σ -RÍT-TÍC

dàn. Các biến thiết kế là tiết diện ngang của thanh dàn. Điều kiện ràng buộc được xem xét gồm trạng thái giới hạn cường độ và trạng thái giới hạn sử dụng. Một dàn không gian 72 tầng được nghiên cứu để đánh giá hiệu quả của các thuật toán.

2. BÀI TOÁN TỐI ƯU KHỐI LƯỢNG DÀN THÉP SỬ DỤNG PHÂN TÍCH PHI TUYẾN TÍNH PHI ĐÀN HỒI

Tối ưu dàn thép phi tuyến được thiết lập như sau (Trương và nnk. 2020):

thứ k . Chi tiết sử dụng phân tích phi tuyến tính phi đàn hồi để xác định lf_j có thể tham khảo trong tài liệu (Trương và Kim 2018).

Bài toán tối ưu có điều kiện ràng buộc ở trên được chuyển về bài toán không có điều kiện ràng buộc nhờ áp dụng phương pháp hàm phạt như sau:

3.1. Giải thuật di truyền vi mô (micro-GA)

Giải thuật di truyền vi mô (μ GA) là một cải tiến của giải thuật di truyền GA bằng cách sử dụng quần thể với rất ít cá thể (Carrol 1999). Điều này giúp cho quá trình tối ưu nhanh chóng hội tụ. Khi đó, μ GA cho phép khởi tạo lại bằng cách giữ lại mình cá thể tốt nhất, các cá thể khác

sẽ được tạo ngẫu nhiên trong quần thể mới. Việc khởi động lại quần thể nhiều lần trong quá trình tối ưu giúp μ GA ngăn chặn sự hội tụ sớm và việc phát triển một quần thể nhỏ dẫn đến sự hội tụ nhanh hơn và bộ nhớ cần thiết ít hơn để lưu trữ quần thể.

Chương trình tối ưu hóa bắt đầu bằng cách tạo một bộ giá trị cho mỗi biến thiết kế từ giá trị giới hạn dưới và giới hạn trên. Trong thế hệ đầu tiên, các giải pháp ban đầu được chọn ngẫu nhiên từ tập hợp các biến thiết kế đã tạo. μ GA cải thiện các giải pháp ban đầu này bằng cách áp dụng chéo cho các cặp giải pháp bố mẹ được chọn để tạo ra các giải pháp mới có giá trị hàm mục tiêu nhỏ hơn. Các giải pháp mới thay thế các giải pháp được xếp hạng kém nhất và quy trình tối ưu hóa được lặp lại cho đến khi đạt được điều kiện kết thúc.

Mã hóa nhị phân được sử dụng cho các giải pháp riêng lẻ trong quần thể. Phương pháp chọn lọc theo giải đấu (tournament selection method) được sử dụng để chọn các gen bố mẹ bằng kỹ thuật xáo trộn để chọn các cặp ngẫu nhiên để giao phối, trên đó áp dụng thao tác trao đổi chéo đồng nhất với tỷ lệ trao đổi chéo là 0,5. Kỹ thuật tinh hoa (elitism scheme) được sử dụng để đảm bảo thành viên tốt nhất của quần thể tồn tại trong mỗi thế hệ. Kết quả tính toán của các cá thể giống nhau được bảo toàn và các phép toán đột biến không được sử dụng trong μ GA. Sự đa dạng của các giải pháp đạt được bằng cách khởi động lại quần thể mới được tạo ngẫu nhiên và giữ lại cá thể tốt nhất của thế hệ trước. Phương pháp phạt cũng được áp dụng để chuyển đổi một vấn đề tối ưu hóa bị ràng buộc thành một vấn đề không bị giới hạn. Quần thể được coi là hội tụ khi sự khác biệt giữa các bit của cá thể tốt nhất và những cá thể khác trong quần thể nhỏ hơn 5%.

3.2. Thuật toán tối ưu Rao

Thuật toán tối ưu Rao được đề xuất bởi nhà khoa học Rao người Ấn Độ (Rao 2020). Đây là thuật toán khá mới và theo trường phái giảm

thiểu tối đa biến hệ thống trong thuật toán. Thực tế, thuật toán Rao không sử dụng một tham số hệ thống nào. Quá trình đột biến được thực hiện chỉ dựa trên cá thể tốt nhất và cá thể kém nhất. Do vậy, thuật toán Rao tỏ ra khá đơn giản, dễ hiểu và dễ sử dụng. Rao đề xuất 4 kỹ thuật đột biến cơ bản được đặt tên là Rao-1, Rao-2, Rao-3 và Rao-4. Trong số đó, thuật toán Rao-2 được đánh giá là ổn định và tốt hơn trong khá nhiều nghiên cứu được thực hiện. Do vậy, trong nghiên cứu này, chỉ thuật toán Rao-2 được xem xét với phương trình đột biến như sau:

$$\mathbf{x}'_i = \mathbf{x}_i + \mathbf{r}_1 \cdot (\mathbf{x}_{best} - \mathbf{x}_{worst}) + \mathbf{r}_2 \cdot d \cdot (|\mathbf{x}_i| - |\mathbf{x}_j|), \quad (4)$$

Trong đó \mathbf{x}'_i là cá thể đột biến được tạo ra cho cá thể thứ i của quần thể, \mathbf{x}_i ; \mathbf{x}_{best} và \mathbf{x}_{worst} là cá thể tốt nhất và kém nhất trong quần thể; \mathbf{r}_1 và \mathbf{r}_2 là các vec-tơ số được tạo ngẫu nhiên trong đoạn $[0,1]$; $d=1$ nếu giá trị hàm mục tiêu của \mathbf{x}_i tốt hơn của \mathbf{x}_j ; ngược lại thì $d = -1$.

3.3. Thuật toán tiến hóa vi phân thích nghi (Adaptive DE)

Thuật toán tối ưu tiến hóa vi phân (DE) được Storn và Price đề xuất năm 1997 (Storn và Price 1997). Từ đó đến nay, đã có rất nhiều phiên bản cải tiến của thuật toán này ra đời và đều cho thấy sự hiệu quả rất lớn. Một trong những phiên bản DE cải tiến mới nhất là EapDE do Trương và nnk. (2020) đề xuất. Trong phương pháp DE thông thường, 'DE / rand / 1' và 'DE / best / 1' là hai chiến lược đột biến phổ biến có tác động trái ngược nhau trong việc cân bằng các tìm kiếm toàn cầu và cục bộ của tối ưu hóa. Cụ thể, cá nhân thử nghiệm được tạo dựa trên một cá nhân ngẫu nhiên và cá thể tốt nhất tương ứng với việc sử dụng 'DE / rand / 1' và 'DE / best / 1'. Do đó, 'DE / rand / 1' thăm dò toàn cầu tốt hơn nhưng hội tụ chậm hơn so với 'DE / best / 1'. Để tận dụng lợi thế của các phương pháp này, chiến lược 'DE / pbest / 1' được sử dụng trong phương pháp mEpdE trong đó giá trị p được tính như sau:

$$p = \frac{1}{NP} + \left(1 - \frac{1}{NP}\right) \times \frac{DI_{(t)}}{DI_{(0)}}, \quad (5)$$

Với NP là số cá thể trong quần thể; $DI_{(t)}$ là chỉ số đánh giá mức độ đa dạng của quần thể. Nếu $DI_{(t)}$ lớn chúng ta có thể đoán rằng các cá thể vẫn còn phân tán cao, vì vậy việc duy trì sự đa dạng của các cá thể được ưu tiên hay nên chọn giá trị p lớn và ngược lại. $DI_{(t)}$ được xác định như sau:

$$DI_{(t)} = \frac{1}{NP} \sum_{k=1}^{NP} \sqrt{\sum_{i=1}^D \left(\frac{x_{k,i} - x_{C,i}}{x_i^{UB} - x_i^{LB}} \right)^2}, \quad (6)$$

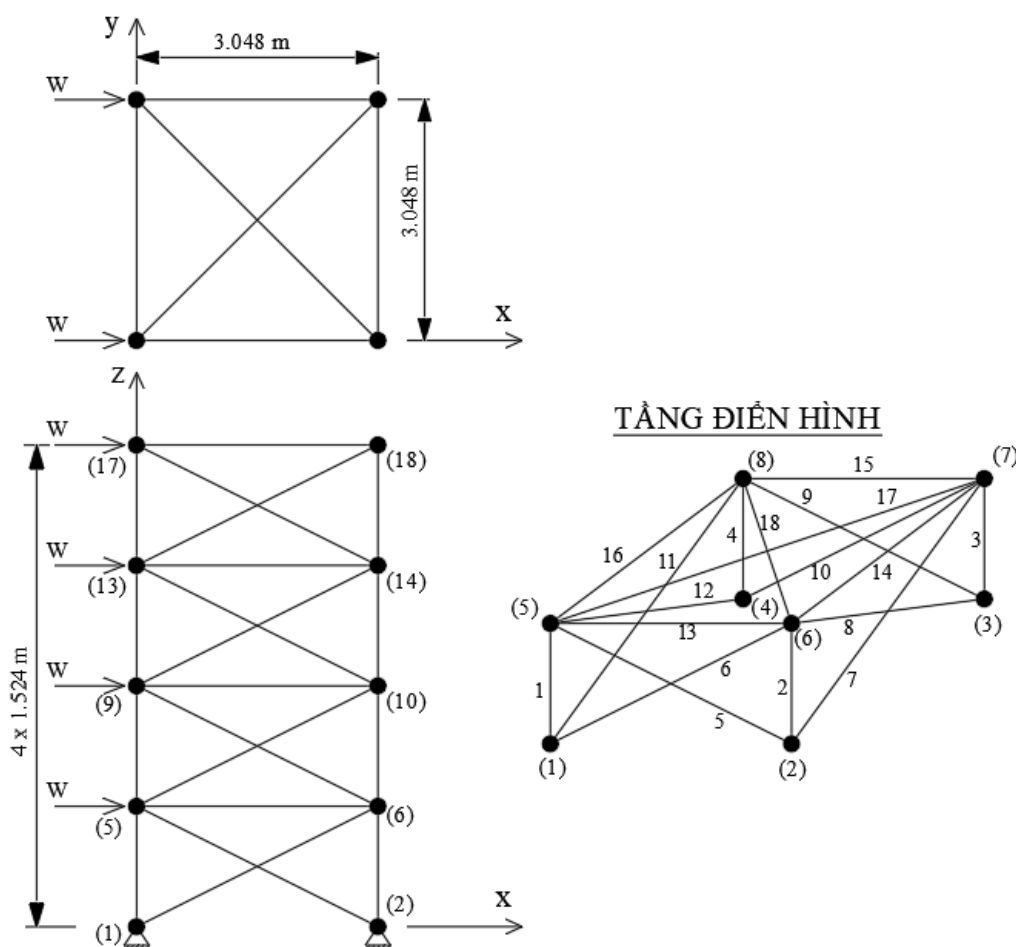
Trong đó:

$$x_{C,i} = \frac{1}{NP} \sum_{k=1}^{NP} x_{k,i}, \quad (7)$$

Với D là số biến thiết kế.

4. TRƯỜNG HỢP NGHIÊN CỨU

Dàn thép không gian 72 thanh với hình dạng như trong Hình 1 được nghiên cứu. 72 thanh dàn được chia thành 16 loại tiết diện khác nhau tương ứng với 16 biến thiết kế là: (1) A_1-A_4 ; (2) A_5-A_{12} ; (3) $A_{13}-A_{16}$; (4) $A_{17}-A_{18}$; (5) $A_{19}-A_{22}$; (6) $A_{23}-A_{30}$; (7) $A_{31}-A_{34}$; (8) $A_{35}-A_{36}$; (9) $A_{37}-A_{40}$; (10) $A_{41}-A_{48}$; (11) $A_{49}-A_{52}$; (12) $A_{53}-A_{54}$; (13) $A_{55}-A_{58}$; (14) $A_{59}-A_{66}$; (15) $A_{67}-A_{70}$; (16) $A_{71}-A_{72}$. Khối lượng riêng của vật liệu bằng 2767,99 (kg / m³). Tải trọng gió với cường độ 50 (kN) được chuyển thành tải trọng điểm tại các nút dàn theo phương X. Tĩnh tải và hoạt tải được quy về như tải trọng tập trung tại mọi nút của dàn và có giá trị đều là 50(kN). Các thông số thiết kế tối ưu được thể hiện trong Bảng 1.



Hình 1. Giàn không gian 72 thanh

Bảng 1. Thông tin tóm tắt về trường hợp nghiên cứu

Không gian biến thiết kế liên tục	[64,516; 22580,6] (mm ²) hay là [0,01; 35,0] (in ²)
Không gian biến thiết kế rời rạc	List(42)=[1,62; 1,80; 1,99; 2,13; 2,38; 2,62; 2,63; 2,88; 2,93; 3,09; 3,13; 3,38; 3,47; 3,55; 3,63; 3,84; 3,87; 3,88; 4,18; 4,22; 4,49; 4,59; 4,80; 4,97; 5,12; 5,74; 7,22; 7,97; 11,5; 13,5; 13,9; 14,2; 15,5; 16,0; 16,9; 18,8; 19,9; 22,0; 22,9; 26,5; 30,0; 33,5] (in ²)
Điều kiện ràng buộc	Tổ hợp cường độ: (1,4D; 1,2D+1,6L; 1,2D+0,5L+1,7W) Tổ hợp sử dụng: (1,0D+0,5L+0,7W) với khống chế chuyển vị lệch tầng là H/400
Điều kiện dừng quá trình tối ưu	Tổng số lần đánh giá hàm mục tiêu = 5000 Hoặc cá thể tốt nhất không thay đổi trong số vòng liên tục là = 1250
EapDE	Số cá thể trong quần thể = 20; Số vòng lặp = 250; F = 0,7; CR = Rand (0;1)
Rao-2	Số cá thể trong quần thể = 20; Số vòng lặp = 250
micro-GA	Số cá thể trong quần thể = 10; Số vòng lặp = 500

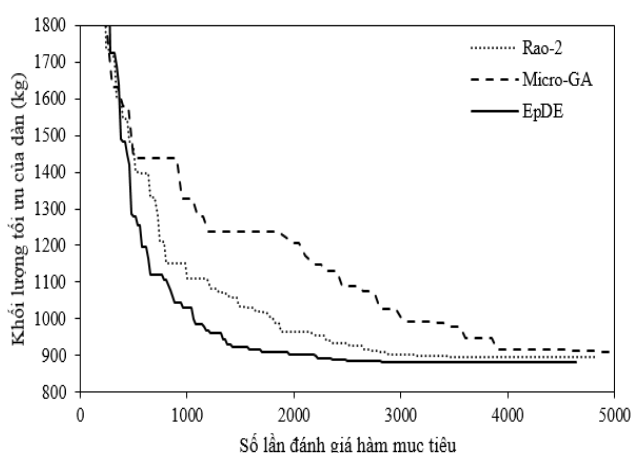
Bảng 2. Kết quả tối ưu với biến thiết kế rời rạc

Nhóm biến thiết kế (mm ²)	Rao-2	Micro-GA	EapDE
1: A1 - A4	7419,340	7419,340	7419,340
2: A5 - A12	1858,061	1696,771	1690,319
3: A13 - A16	1045,159	1045,159	1045,159
4: A17 - A18	1045,159	1161,288	1045,159
5: A19 - A22	4658,055	4658,055	4658,055
6: A23 - A30	1283,868	1283,868	1283,868
7: A31 - A34	1045,159	1161,288	1045,159
8: A35 - A36	1045,159	1161,288	1045,159
9: A37 - A40	2290,318	2503,221	2238,705
10: A41 - A48	1045,159	1045,159	1045,159
11: A49 - A52	1045,159	1374,191	1045,159
12: A53 - A54	1045,159	1161,288	1045,159
13: A55 - A58	1045,159	1045,159	1045,159
14: A59 - A66	1045,159	1045,159	1045,159
15: A67 - A70	1045,159	1045,159	1045,159
16: A71 - A72	1045,159	1045,159	1045,159
Khối lượng tốt nhất (kg)	894,880	910,510	882,220
Khối lượng kém nhất (kg)	907,899	981,640	885,050
Khối lượng trung bình nhất (kg)	900,864	947,266	883,063
Độ lệch (kg)	3,033	22,777	1,081
Số lần trung bình đánh giá hàm mục tiêu	4968	5000	3633

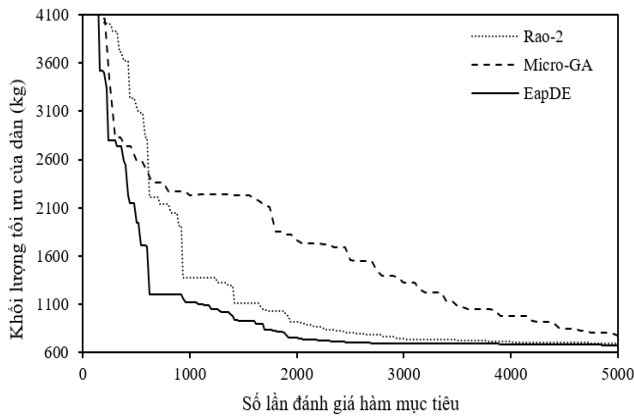
Bảng 3. Kết quả tối ưu với biến thiết kế liên tục

Nhóm biến thiết kế (mm ²)	Rao-2	Micro-GA	EapDE
1: A1 - A4	7477,1	7075,1	7669,2
2: A5 - A12	1745,9	2053,5	1703
3: A13 - A16	144,27	498,56	191,59
4: A17 - A18	173,08	82,232	237,05
5: A19 - A22	4608,9	4543,3	4673,1
6: A23 - A30	1455,5	1596,6	1474,5
7: A31 - A34	112,68	483,43	70,44
8: A35 - A36	477,06	222,72	460,29
9: A37 - A40	2643	3607,4	2520,9
10: A41 - A48	964,38	958,12	918,43
11: A49 - A52	157,82	493,13	122,98
12: A53 - A54	281,14	857,23	186,99
13: A55 - A58	830,69	896,8	740,91
14: A59 - A66	621,77	747,9	673,68
15: A67 - A70	221,9	321,58	163,77
16: A71 - A72	555,22	548,11	579,57
Khối lượng tốt nhất (kg)	694,396	779,125	676,680
Khối lượng kém nhất (kg)	717,977	1044,315	689,680
Khối lượng trung bình nhất (kg)	703,625	908,213	681,866
Độ lệch (kg)	7,855	84,263	4,331
Số lần trung bình đánh giá hàm mục tiêu	5000	5000	4167

Bảng 2 và 3 trình bày kết quả tối ưu của giàn trong trường hợp các biến thiết kế rời rạc và liên tục. Kết quả cho thấy EapDE tìm kiếm được thiết kế tối ưu có khối lượng nhỏ nhất trong cả 2 trường hợp biến rời rạc và liên tục. Kết quả tương ứng là 882,22 và 676,68 (kg). Đồng thời, EapDE cũng tỏ ra ổn định hơn Rao-2 và μ GA vì có thiết kế tối ưu kém nhất được tìm thấy cũng như giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của các thiết kế tối ưu là nhỏ hơn so với kết quả của Rao-2 và μ GA. EapDE cũng hội tụ nhanh hơn Rao-2 và μ GA như có thể quan sát được từ Hình 2 và 3. Do đó, EapDE được coi là hiệu quả hơn Rao-2 và μ GA trong nghiên cứu điển hình này.



Hình. 2. Quá trình tối ưu của các thuật toán với biến rời rạc



Hình. 3. Quá trình tối ưu của các thuật toán với biến liên tục

5. KẾT LUẬN

Hiệu quả của các thuật toán tối ưu mê-ta σ-rít-tíc cho thiết kế tối ưu kết cấu dàn phi tuyến được nghiên cứu. Ba thuật toán tối ưu được xem xét là Micro-GA, Rao-2 và EapDE. Hàm mục

tiêu là tổng khối lượng của cả hệ dàn. Các điều kiện ràng buộc gồm điều kiện về khả năng chịu tải theo trạng thái giới hạn cường độ và không chế chuyển vị theo trạng thái giới hạn sử dụng. Việc đánh giá hiệu quả của các thuật toán được thực hiện thông qua tối ưu dàn thép không gian 72 thanh với 16 nhóm biến thiết kế. Hai dạng biến thiết kế và liên tục và rời rạc được nghiên cứu. Kết quả tính toán cho thấy cả 3 thuật toán được xem xét đều hiệu quả trong việc thực hiện thiết kế tối ưu dàn thép. Thuật toán EapDE thể hiện nổi trội hơn hai thuật toán còn lại do tìm được kết quả tối ưu và có tốc độ hội tụ tốt hơn. Nghiên cứu này cho thấy việc ứng dụng các thuật toán tối ưu mê-ta σ-rít-tíc vào bài toán thiết kế hệ dàn phi tuyến là rất hiệu quả và nên nghiên cứu áp dụng vào công tác thiết kế hàng ngày của kỹ sư.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Carroll, D.L. (1999), “*FORTTRAN genetic algorithm (GA) driver v1.7.0. [Online]*”, Available: <http://www.cuaerospace.com/carroll/ga.html>.
- Ha, M.H., Vu, Q.A., Truong, V.H. (2018), “*Optimum Design of Stay Cables of Steel Cable-stayed Bridges Using Nonlinear Inelastic Analysis and Genetic Algorithm*”, Structures, 16, tr. 288-302.
- Rao, R.V. (2020), “*Rao algorithms: Three metaphor-less simple algorithms for solving optimization problems*”, International Journal of Industrial Engineering Computations, 11, tr. 107-130.
- Sadollah, A., Eskandar, H., Bahreininejad, A., Kim, J.H. (2015), “*Water cycle, mine blast and improved mine blast algorithms for discrete sizing optimization of truss structures*”, Computer and Structures, 149, tr. 1-16.
- Storn, R., Price, K. (1997), “*Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces*”, J. Glob. Optim., 11(4), tr. 341-359.
- Truong, V.H., Hung, H.M., Anh, P.H., Hoc, T.D. (2020), “*Rao algorithms: Three metaphor-less simple algorithms for solving optimization problem Optimization of steel moment frames with panel-zone design using an adaptive differential evolution*”, Journal of Science and Technology in Civil Engineering HUCE, 14(2), tr. 65-75.
- Truong, V.H., Kim, S.E. (2017), “*An efficient method for reliability-based design optimization of nonlinear inelastic steel space frames*”, Struct Multidisc Optim, 56, tr. 331-351.
- Truong, V.H., Kim, S.E. (2018), “*Reliability-based design optimization of nonlinear inelastic trusses using improved differential evolution algorithm*”, Advances in Engineering Software, 121, tr. 59-74.

Truong, V.H., Nguyen, P.C., Kim, S.E. (2017), “An efficient method for optimizing space steel frames with semi-rigid joints using practical advanced analysis and the micro-genetic algorithm”, Journal of Constructional Steel Research, 128, tr. 416-427.

Abstract:

OPTIMIZATION OF TRUSS STRUCTURES USING METAHEURISTICS

Metaheuristic algorithms have been widely used for structural optimization design because of their powerful ability to find globally optimal solutions. However, the efficiency of these algorithms depends on the characteristics of the class of optimization problems considered. Therefore, understanding the advantages and disadvantages of optimization algorithms is essential to apply them effectively in the design work. In this paper, three modern metaheuristic algorithms are studied and applied to the optimal design of truss structures using nonlinear inelastic analysis, including micro-genetic algorithm (micro-GA), Rao optimization algorithm, and the adaptive differential evolutionary algorithm (EapDE). The 72-bar space steel bar with 16 design variables is considered for both discrete and continuous variables. The results show that EapDE finds the optimal results and speed better than the other two algorithms.

Keywords: Truss structures, optimization, genetic algorithm, Rao, differential evolution, advanced analysis.

Ngày nhận bài: 11/7/2022

Ngày chấp nhận đăng: 18/7/2022