

So sánh hiệu quả của các thuật toán metaheuristic cho bài toán tối ưu khung thép sử dụng phân tích phi tuyến

Hà Mạnh Hùng*

Khoa Xây dựng Dân dụng và Công nghiệp, Trường Đại học Xây dựng

Ngày nhận bài 1/4/2021; ngày chuyển phản biện 5/4/2021; ngày nhận phản biện 6/5/2021; ngày chấp nhận đăng 18/5/2021

Tóm tắt:

Ngày nay, thiết kế tối ưu công trình sử dụng thuật toán metaheuristic được sử dụng một cách thường xuyên hơn nhờ hiệu quả vượt trội của các thuật toán tối ưu này trong việc giải quyết các bài toán có độ phức tạp cao. Nhờ những ưu điểm đó, có khá nhiều thuật toán tối ưu đã và đang được đề xuất. Tuy nhiên, tùy thuộc vào đặc điểm của từng dạng bài toán tối ưu khác nhau mà hiệu quả của thuật toán sẽ khác nhau. Trong bài báo này, bài toán tối ưu của khung thép sử dụng phân tích phi tuyến đã được xem xét. Bốn thuật toán tối ưu sử dụng phổ biến gần đây cho dạng bài toán này được xem xét so sánh bao gồm: bản nâng cấp thuật toán tiến hóa vi phân (EpDE), bản nâng cấp thuật toán tối ưu va chạm giữa các vật chất (ECBO), kỹ thuật tìm kiếm hài hòa (HS) và thuật toán Rao. Một khung thép phẳng 5 tầng được tối ưu với hàm mục tiêu là tổng khối lượng và điều kiện ràng buộc cả về khả năng chịu tải và về chuyển vị lệch tầng. Kết quả tính toán cho thấy, thuật toán EpDE không chỉ tìm kiếm được kết quả tối ưu tốt nhất mà tốc độ tối ưu cũng tốt nhất trong bốn thuật toán.

Từ khóa: khung thép, phân tích phi tuyến, thuật toán metaheuristic, tối ưu.

Chỉ số phân loại: 2.1

Đặt vấn đề

Kết cấu khung thép được ưa chuộng sử dụng hiện nay nhờ vào ưu điểm kết cấu thanh mảnh, khả năng chịu lực cao, thời gian thi công nhanh và có thể sử dụng lại. Chính sự phổ biến đó của khung thép đã thu hút sự quan tâm nghiên cứu rộng rãi của các nhà khoa học, nhằm mục tiêu tăng cao hơn nữa hiệu quả và khả năng làm việc của loại kết cấu này. Cụ thể, trong tính toán khung thép, các kỹ thuật tính toán hiện đại sử dụng phân tích trực tiếp được áp dụng ngày càng nhiều nhằm có thể mô phỏng chính xác hơn nữa ứng xử thực tế của kết cấu khung thép, đặc biệt là vấn đề về phi tuyến hình học và phi tuyến vật liệu [1-6]. Trong thời đại ngày nay, giá vật liệu thép trong xây dựng ngày càng tăng cao, do đó hướng nghiên cứu thiết kế tối ưu cũng thu hút sự quan tâm rất lớn của cộng đồng khoa học, nhằm tối thiểu hóa chi phí xây dựng trong khi chất lượng công trình vẫn được đảm bảo. Tuy nhiên, đây là bài toán thiết kế có độ phi tuyến cao, trong đó các biến được xem là các tiết diện ngang của các phần tử. Các biến này thường được chọn rời rạc từ một danh sách các mặt cắt cho trước sao cho thỏa mãn tất cả các điều kiện ràng buộc về thiết kế, được quy định trong các tiêu chuẩn và tổng giá thành hoặc tổng khối lượng của khung thép là nhỏ nhất. Một số nghiên cứu điển hình về tối ưu khung thép có thể tham khảo trong các tài liệu [7-11]. Do tính phi tuyến cao của bài toán tối ưu khung thép, thuật toán metaheuristic được ưa chuộng sử dụng hơn các thuật toán tối ưu trực tiếp khác. Điểm nổi bật của các thuật toán này là tạo ra sự cân bằng trong việc tìm kiếm các nghiệm thiết kế tối ưu cục bộ và toàn cục, qua đó có thể tìm kiếm được thiết kế tốt nhất có thể. Trên cơ sở đó, việc xây dựng và cải tiến các thuật toán metaheuristic hiệu quả cao cho bài

toán tối ưu khung thép được chú trọng. Một số thuật toán nổi bật có thể kể đến như: bản nâng cấp thuật toán tối ưu va chạm giữa các vật chất (enhanced colliding bodies optimization) (ECBO) do Kaveh và Ghazaan (2015) [12] đề xuất dựa trên định luật về va chạm một chiều giữa hai vật thể trong vật lý; bản nâng cấp thuật toán tiến hóa vi phân (differential evolution) (DE) do Trương và Kim (2018) [13] đề xuất dựa trên việc ứng dụng kỹ thuật đột biến 'DE/pbest/1', trong đó cá thể mới tạo thành chịu sự ảnh hưởng của cá thể tốt trong tập p% của quần thể. Kỹ thuật này vì thế được đặt tên là EpDE. Ngoài ra, kỹ thuật tìm kiếm hài hòa (harmony search - HS) cũng được nhiều nhà khoa học sử dụng do đặc tính cấu tạo của giải thuật này rất phù hợp cho bài toán tối ưu với biến rời rạc như tối ưu khung thép [14]. Thuật toán Rao [15], một trong những thuật toán metaheuristic mới nhất hiện nay, cũng là một lựa chọn thú vị. Đặc điểm của thuật toán này là đơn giản trong áp dụng, yêu cầu rất ít tham số hệ thống nhưng tỏ ra khá hiệu quả trong nhiều dạng bài toán tối ưu hóa khác nhau [15-17].

Như đã đề cập ở trên, bài toán tối ưu khung thép phi tuyến là một bài toán phức tạp. Do đó, việc lựa chọn được một thuật toán phù hợp là rất quan trọng. Trong bài báo này, bốn thuật toán metaheuristic EpDE, ECBO, HS và Rao sẽ được so sánh khả năng của chúng trong việc tối ưu hóa khung thép. Hàm tối ưu là tổng khối lượng của khung thép, trong khi điều kiện ràng buộc bao gồm điều kiện về khả năng chịu tải theo trạng thái giới hạn cường độ và không chế về chuyển vị theo trạng thái giới hạn sử dụng. Một khung thép phẳng 5 tầng với 15 biến thiết kế được xem xét để so sánh, đánh giá hiệu quả của các thuật toán tối ưu này.

*Email: hungmh@nuce.edu.vn

Performance comparison of metaheuristic algorithms for optimisation of steel frames using nonlinear inelastic analysis

Manh Hung Ha*

Faculty of Building and Industrial Construction,
National University of Civil Engineering

Received 1 April 2021; accepted 18 May 2021

Abstract:

Nowadays, structural optimisation using metaheuristic algorithms has been widely used because of the significant benefit of these algorithms in solving highly complicated problems. With the same advantages, many optimisation algorithms have been proposed. However, depending on the characteristics of each optimisation problem type, the algorithm shows different performance. In this paper, the optimisation of steel frames using nonlinear inelastic analysis is considered. The performance of four recent metaheuristic algorithms, including the efficient pbest differential evolutionary (EpDE) algorithm, the enhanced colliding bodies optimisation (ECBO), harmonic search (HS), and Rao algorithms, for this optimisation problem, is compared. A 5x5 planar steel frame is optimised where the objective function is the total weight of the structure and the constraints include both load-carrying capacity and displacement requirements. The results showed that the EpDE algorithm found the best optimal results and had the best converged speed.

Keywords: metaheuristic algorithms, nonlinear inelastic analysis, optimisation, steel frame.

Classification number: 2.1

Thiết lập bài toán tối ưu khung thép sử dụng phân tích phi tuyến

Đối với các bài toán tối ưu kết cấu khung thép luôn mang tính thực tế và phi tuyến cao do các ứng xử phi tuyến về hình học, vật liệu và tính không liên tục của biến thiết kế.

Một số nghiên cứu gần đây [9, 10, 14] về tối ưu hóa kết cấu thép sử dụng phân tích phi tuyến để mô tả chính xác hơn về ứng xử của khung thép đã được công bố. Công thức tối ưu hóa các kết cấu này đã được trình bày trong tài liệu [9] thông qua tối thiểu hóa hàm số $W(X)$ trong công thức (1) với các điều kiện ràng buộc ở công thức (2). Thông thường, điều kiện ràng buộc về hình học là kích thước của các tiết diện cột, dầm của khung thép. Để đơn giản hóa, hàm phạt ở công thức (3) được sử dụng để chuyển từ bài toán

tối ưu có điều kiện ràng buộc thành các bài toán tối ưu không có điều kiện ràng buộc [9].

$$W(X) = \sum_{i=1}^N \rho_i A_i L_i \quad (1)$$

$$1 - constr_m \leq 0 \quad ; \quad 1 - LF_j \leq 0 \quad ; \quad A_i \in [A] \quad ; \quad \left| \frac{d_{k,l}}{d_{k,l}^u} \right| - 1 \leq 0 \quad (2)$$

$$\begin{cases} W_{un}(X) = \left(1 + \sum_{m=1}^{N_{constr}} \alpha_{constr,m} \beta_{1,m} + \sum_{j=1}^{N_{strength}} \alpha_{str,j} \beta_{2,j} + \sum_{k=1}^{N_{displ}} \alpha_{disp,k} \beta_{3,k} \right) \times W(X) \\ \beta_{1,m} = \max(1 - constr_m, 0); \beta_{2,j} = \max(1 - LF_j, 0); \beta_{3,k} = \sum_{l=1}^m \max\left(\left| \frac{d_{k,l}}{d_{k,l}^u} \right| - 1\right) \end{cases} \quad (3)$$

Trong đó: ρ , L , A lần lượt là khối lượng riêng, chiều dài và diện tích tiết diện của phần tử kết cấu; i là số thứ tự của các phần tử kết cấu, $i = 1, \dots, N_{story}$ là số thứ tự tầng, $j = 1, \dots, N_{strength}$ và $k = 1, \dots, N_{service}$ tương ứng với tổ hợp tải trọng theo giới hạn cường độ và theo điều kiện chuyển vị; $constr_m$ là giá trị tương ứng với điều kiện ràng buộc về cấu tạo thứ m ; $[A]$ là tập hợp các tiết diện của phần tử kết cấu; $d_{k,l}$ là chuyển vị lệch tầng, $d_{k,l}^u$ là chuyển vị lệch tầng giới hạn; $LF = R/S$ là hệ số chịu tải tối đa của kết cấu, là tỷ lệ giữa khả năng chịu tải của công trình (R) và hiệu ứng do tải trọng gây ra (S). Nhằm đạt được mục đích để các cá thể vi phạm điều kiện ràng buộc sẽ tự động bị loại bỏ dần trong quá trình tối ưu, các hệ số phạt $\alpha_{constr,m}$, $\alpha_{str,j}$ và $\alpha_{disp,k}$ cần được chọn với giá trị đủ lớn. Các hệ số phạt trong bài báo này được lấy bằng 10,000.

Ứng dụng các thuật toán metaheuristic trong bài toán tối ưu khung thép phi tuyến

Thuật toán tối ưu ECBO

Thuật toán ECBO được Kaveh và Ghazaan (2015) [12] đề xuất dựa trên thuật toán tối ưu va chạm giữa các vật chất (colliding bodies optimization) (CBO) [18]. Các nội dung cơ bản của thuật toán ECBO như sau:

- Tương ứng với mỗi cá thể, giá trị khối lượng tương ứng được gán với nó và được xác định theo công thức:

$$m_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{fit(i)}} \quad , \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Trong đó, $fit(i)$ là giá trị hàm mục tiêu của cá thể thứ i và n là số lượng các thể trong quần thể. Để lựa chọn cặp đôi cá thể mục tiêu, quần thể sẽ được chia thành 2 tập (tập đứng yên và tập chuyển động).

- Vận tốc của cá thể trong tập đứng yên trước khi va chạm sẽ bằng 0 và của tập chuyển động hướng về cá thể trong tập đứng yên là:

$$\begin{aligned} v_i &= 0, \quad i = 1, 2, \dots, \frac{n}{2} \\ v_i &= x_{i-\frac{n}{2}} - x_i, \quad i = \frac{n}{2} + 1, \frac{n}{2} + 2, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

Trong đó, x_i là tọa độ của cá thể thứ i .

- Sau va chạm, vận tốc của các cá thể mới trong mỗi nhóm được tính như sau:

$$v_i' = \left[\frac{m_i + \varepsilon m_{i+\frac{n}{2}}}{m_i + m_{i+\frac{n}{2}}} \right] \times v_{i+\frac{n}{2}}, \quad i=1,2,\dots,\frac{n}{2} \quad (6)$$

$$v_i' = \left[\frac{m_i - \varepsilon m_{i-\frac{n}{2}}}{m_i + m_{i-\frac{n}{2}}} \right] \times v_i, \quad i=\frac{n}{2}+1,\frac{n}{2}+2,\dots,n$$

Trong đó, hệ số thay đổi ε được xác định như sau:

$$\varepsilon = 1 - \frac{iter}{iter_{max}} \quad (7)$$

Với, $iter$ là giá trị vòng lặp hiện tại và $iter_{max}$ là tổng số vòng lặp được định nghĩa trước cho chương trình tối ưu.

- Vị trí mới của các cá thể trong tập đứng yên và tập di động được xác định như sau:

$$x_i^{new} = x_i + rand \cdot v_i', \quad i=1,2,\dots,\frac{n}{2} \quad (8)$$

$$x_i^{new} = x_{i-\frac{n}{2}} + rand \cdot v_i', \quad i=\frac{n}{2}+1,\frac{n}{2}+2,\dots,n$$

Trong đó, $rand$ là vec-tơ được tạo ngẫu nhiên trong đoạn $[-1,1]$.

- Nhằm loại bỏ việc bị hội tụ cục bộ, hệ số Pro trong khoảng $(0,1)$ được sử dụng để xem xét xem liệu một hạng tử ở mỗi cá thể đó có bị thay thế hay không. Nếu $rand < Pro$, với $rand$ là một giá trị tạo ngẫu nhiên trong đoạn $(0,1)$, một hạng tử chọn ngẫu nhiên trong cá thể thứ i (x_i) sẽ được thay thế theo công thức sau:

$$x_{ij} = x_{j,min} + random(x_{j,max} - x_{j,min}), \quad i=1,2,\dots,n \quad (9)$$

Trong đó, x_{ij} là hạng tử thứ j của x_i ; $x_{j,max}$ và $x_{j,min}$ là giá trị cận trên và dưới tương ứng của nó. Lưu ý rằng, chỉ 1 hạng tử trong cá thể được xem xét thay đổi.

Thuật toán HS

HS được đề xuất bởi Geem và cs (2001) [19] dựa trên quá trình sáng tạo nghệ thuật của các nhạc sĩ. Nội dung cơ bản của HS gồm các bước sau:

Bước 1: xây dựng ma trận HM gồm HMS cá thể được tạo ra một cách ngẫu nhiên và được sắp xếp lại một cách tăng dần từ cá thể tốt nhất (có giá trị hàm mục tiêu nhỏ nhất) đứng đầu, đến cá thể kém nhất (có giá trị hàm mục tiêu lớn nhất) đứng dưới cùng:

$$HM = \begin{bmatrix} X^1 & Y^1 & Z^1 \\ X^2 & Y^2 & Z^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X^{HMS} & Y^{HMS} & Z^{HMS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & \dots & x_n^1 & y_1^1 & \dots & y_n^1 & z_1^1 & \dots & z_n^1 \\ x_1^2 & \dots & x_n^2 & y_1^2 & \dots & y_n^2 & z_1^2 & \dots & z_n^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS} & \dots & x_n^{HMS} & y_1^{HMS} & \dots & y_n^{HMS} & z_1^{HMS} & \dots & z_n^{HMS} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$C_{pen}(X^1, Y^1, Z^1) \leq C_{pen}(X^2, Y^2, Z^2) \leq \dots \leq C_{pen}(X^{HMS}, Y^{HMS}, Z^{HMS})$$

Trong đó, C_{pen} là giá trị hàm mục tiêu có xét đến điều kiện ràng buộc.

Bước 2: một cá thể tiềm năng $X' = (x'_1, \dots, x'_n)$ được tạo ra thông qua quá trình gồm 3 bước: (1) cân nhắc bộ nhớ, (2) điều chỉnh và (3) lựa chọn ngẫu nhiên. Đầu tiên, đối với x'_i , nếu một số ngẫu nhiên $rand1$ trong đoạn $(0, 1)$ có giá trị nhỏ hơn $HMCR(x'_i)$ thì x'_i được lựa chọn ngẫu nhiên từ các giá trị $\{x_i^1, \dots, x_i^{HMS}\}$ của HM. Khi đó, chúng ta bước qua bước thứ 2. Nếu một số ngẫu nhiên $rand2$ trong khoảng $(0,1)$ có giá trị nhỏ hơn $PAR(x'_i)$ thì x'_i được áp dụng kỹ thuật điều chỉnh theo công thức sau:

$$x'_i = \begin{cases} x'_i + rand \cdot int(1,3) & \text{khi } (rand < 0,5) \\ x'_i - rand \cdot int(1,3) & \text{khi } (rand \geq 0,5) \end{cases} \quad (11)$$

Trong đó: $rand \cdot int(1,3)$ là số tự nhiên ngẫu nhiên trong đoạn $[1,3]$ và $rand$ là số ngẫu nhiên trong khoảng $(0,1)$.

Trong trường hợp $rand1 > HMCR(x'_i)$ thì kỹ thuật ngẫu nhiên sẽ được sử dụng, trong đó x'_i sẽ được tạo mới trong khoảng giá trị đã cho của nó.

Các giá trị $HMCR(x'_i)$ và $PAR(x'_i)$ được xác định theo công thức sau [14]:

$$\begin{cases} HMCR(x'_i) = \left(1 + \frac{1-HMCR}{HMCR} \exp(-\gamma N(0,1)) \right)^{-1} \\ PAR(x'_i) = \left(1 + \frac{1-PAR(Iter)}{PAR(Iter_{max})} \exp(-\gamma N(0,1)) \right)^{-1} \end{cases} \quad (12)$$

$$\text{Với: } PAR(current\ iteration) = PAR_{min} + \frac{Iter}{Iter_{max}} \times (PAR_{max} - PAR_{min}) \quad (13)$$

và $\gamma \in [0,25; 0,50]$ là một giá trị cho trước; HM là ma trận chứa HMS cá thể trong thuật toán HS; HMCR, PARmax và PARmin là các thông số hệ thống được người dùng chọn trước.

Bước 3: nếu $X' = (x'_1, \dots, x'_n)$ có giá trị hàm mục tiêu tốt hơn cá thể kém nhất trong quần thể thì nó sẽ thay thế vị trí của cá thể kém nhất. Thứ tự trong quần thể sẽ được sắp xếp lại theo thứ tự hàm mục tiêu tăng dần.

Thuật toán EpDE

Thuật toán EpDE được Truong và Kim (2018) [13] đề xuất dựa trên thuật toán tiến hóa vi phân (DE) do Storn và Price (1997) [20] đưa ra. Điểm khác nhau căn bản trong EpDE là việc sử dụng kỹ thuật đột biến 'DE/pbest/1', trong đó cá thể tiềm năng U sẽ được xác định dựa theo công thức:

$$U_i = X_{pbest} + F \times (X_{r_1} - X_{r_2}) \quad (14)$$

Trong đó, X_{pbest} là cá thể được lựa chọn ngẫu nhiên trong tập 100p% ($p[0,1]$) cá thể tốt nhất của quần thể. Giá trị p được xác định theo công thức:

$$p(k) = A \times D^{\left(\frac{-B \times (k-1)}{Iter_{max}-1} \right)} \quad (15)$$

Với k chỉ vòng lặp thứ k của quá trình tối ưu; D là số lượng cá thể trong quần thể; A và B là 2 tham số được cho trước. Trong công thức (15), giá trị p sẽ lớn nhất bằng A tại vòng lặp đầu tiên và nhỏ dần khi số vòng lặp tăng lên. Điều này có nghĩa là, trong giai đoạn đầu khi quần thể còn phân tán cao, chương trình tối ưu có xu

hướng khám phá trong quần thể nhằm tìm kiếm các khu vực tiềm năng. Trong giai đoạn sau, giá trị p giảm dần và chương trình có xu hướng sử dụng số lượng ít dần các cá thể tốt nhất trong quần thể nhằm tăng tốc độ hội tụ của quần thể. Một điểm cải tiến khác trong EpDE so với thuật toán DE là hệ số đột biến F được lấy bằng 0,7 và hệ số lai tạo CR nhận giá trị ngẫu nhiên trong khoảng (0,1).

Thuật toán tối ưu Rao

Thuật toán tối ưu Rao được giáo sư Rao (người Ấn Độ) đề xuất năm 2020 [15] với 4 kỹ thuật đột biến, dẫn đến có 4 thuật toán tối ưu Rao khác nhau Rao-1, Rao-2, Rao-3 và Rao-4. Người sử dụng có thể tự lựa chọn thuật toán hiệu quả nhất đối với mỗi bài toán tối ưu. Cách thức tìm kiếm thiết kế tối ưu sử dụng thuật toán Rao phụ thuộc vào các cá thể tốt nhất và kém nhất trong quần thể hiện tại và các tương tác ngẫu nhiên giữa các cá thể. Giả thiết rằng, tại vòng lặp bất kỳ nào đó, cá thể có giá trị hàm mục tiêu tốt nhất và kém nhất trong quần thể ký hiệu tương ứng là γ_b và γ_w . Như vậy, tương ứng với cá thể thứ k (γ_k), một cá thể tiềm năng mới γ'_k được tạo ra dựa trên 1 trong 4 kỹ thuật đột biến cơ bản Rao-1, Rao-2, Rao-3 và Rao-4 tương ứng với các công thức (16-19) [15]:

$$\gamma'_k = \gamma_k + \mathbf{r}_1 \cdot (\gamma_b - \gamma_w) \quad (16)$$

$$\gamma'_k = \gamma_k + \mathbf{r}_1 \cdot (\gamma_b - \gamma_w) + \mathbf{r}_2 \cdot c \cdot (|\gamma_k| - |\gamma_r|) \quad (17)$$

$$\gamma'_k = \gamma_k + \mathbf{r}_1 \cdot (\gamma_b - |\gamma_w|) + \mathbf{r}_2 \cdot c \cdot (|\gamma_k| - |\gamma_r|) \quad (18)$$

$$\gamma'_k = \gamma_k + \mathbf{r}_1 \cdot (\gamma_b - \gamma_w) + 0,5 \cdot (\mathbf{r}_2 \cdot (\gamma_w - \gamma_r) + \mathbf{r}_3 \cdot (\gamma_b - \mathbf{x}_r)) - \mathbf{r}_4 \cdot (\gamma_w - \gamma_r) \quad (19)$$

Trong đó, γ_r là một cá thể ngẫu nhiên của quần thể; $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3$ và $\mathbf{r}_4$ là các véc-tơ số thực ngẫu nhiên trong khoảng [0,1] của vòng tiến hóa hiện tại; $c=1$ khi hàm mục tiêu của γ_k là tốt hơn so với của γ_r và $c=-1$ khi hàm mục tiêu của γ_r là tốt hơn so với của γ_k . Nếu hàm mục tiêu của γ'_k tốt hơn của γ_k , nó sẽ được lựa chọn thay thế cho vị trí của γ_k trong quần thể mới.

Từ các công thức (16-19) có thể thấy rằng kỹ thuật đột biến được sử dụng trong thuật toán Rao chỉ dựa trên các giá trị hàm mục tiêu của các cá thể trong quần thể. Hay nói cách khác là nó không yêu cầu một tham số hệ thống nào. Điều này cho thấy, thuật toán Rao khá đơn giản và dễ sử dụng.

Ví dụ minh họa

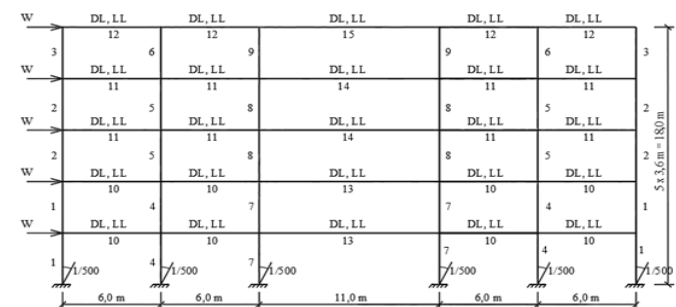
Trong phần này, khung thép phẳng 5 tầng được tối ưu nhằm so sánh, đánh giá hiệu quả của các thuật toán trên. Hàm mục tiêu là tổng khối lượng của khung. Các biến thiết kế là tiết diện của các phần tử dầm và cột. Tập hợp các tiết diện để thiết kế dầm là 267 tiết diện từ W10 đến W44 trong thư viện tiết diện W của AISC [21]. Còn tiết diện để thiết kế cho cột là 158 tiết diện W12, W14, W18, W21, W24 và W27. Một tổ hợp cường độ được xem xét là $(1,2DL + 1,6LL)$ và một tổ hợp sử dụng là $(1,0DL + 0,7W + 0,5LL)$, trong đó DL là tải trọng bản thân, LL là hoạt tải và W là tải trọng gió. Các tổ hợp tải trọng được xét đến trong bài toán dựa theo tiêu chuẩn AISC-LRFD của Mỹ [21]. Đối với tổ hợp cường độ, điều kiện an toàn của công trình thể hiện qua việc $LF \geq 1,0$. Còn đối với tổ hợp sử dụng, điều kiện an toàn của công trình được thỏa mãn khi chuyển vị lệch tầng lớn nhất của

công trình không vượt quá giới hạn của nó được lấy bằng $h/400$ với h là chiều cao tầng. Vật liệu thép là thép A992 với cường độ chảy $F_y = 344,7$ (Mpa) và mô-đun đàn hồi $E = 200$ (Gpa). Để ước lượng hành vi phi tuyến tính phi đàn hồi của khung thép, phần mềm PAAP được sử dụng. Chi tiết cách lập trình PAAP được thể hiện trong tài liệu [1]. Các thông số chi tiết cho từng thuật toán được trình bày trong bảng 1. Lưu ý rằng, các tham số được lựa chọn dựa trên các khuyến nghị trong các tài liệu [7-9].

Bảng 1. Thông số của thuật toán tối ưu sử dụng.

Thông số thuật toán	
EpDE	Số cá thể trong quần thể $D=25$ $Iter_{max}=4000$ $A=1,0$; $B=1,0$ $F=0,7$; $CR=Rand(0, 1)$
ECBO	$D=20$ $Iter_{max}=5000$ $CM=2$ $Pro=0,3$
HS	$D=50$ $HMCR=0,8$ $PAR=0,4$ $Iter_{max}=100000$
Rao	$D=25$ $Iter_{max}=4000$ Rao-2

Hình 1 trình bày sơ đồ hình học của khung thép 5 tầng. Độ lệch ban đầu của cột được lấy bằng $1/500$ để xét đến tính không hoàn hảo của công trình. Các cột của khung được chia thành 9 biến thiết kế và các dầm được chia thành 6 biến thiết kế. Tải trọng tĩnh tải bản thân DL và hoạt tải LL là tải trọng phân bố đều trên dầm có giá trị lần lượt bằng 35 và 25 (kN/m). Tải trọng gió W tác dụng theo phương ngang được quy thành các tải trọng tập trung đặt tại các nút khung như trong hình 1. Giá trị tải trọng gió là 28 (kN).



Hình 1. Khung thép phẳng 5 tầng ($DL=55$ (kN/m); $LL=25$ (kN/m); $W=28$ (kN)).

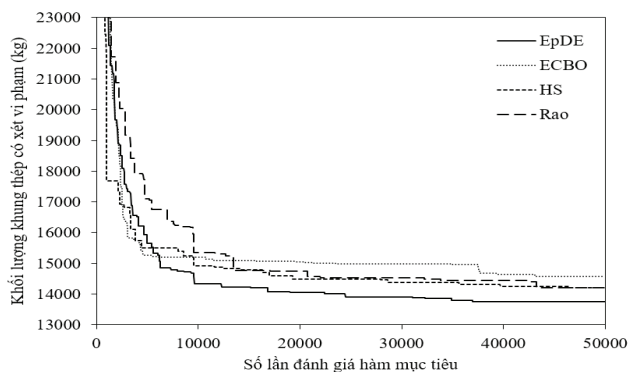
Kết quả tối ưu tốt nhất tìm được bằng cách sử dụng 4 thuật toán được trình bày trong bảng 2. Trong bảng 2, điều kiện về cường độ là tỷ lệ giữa khả năng chịu tải của khung thép và áp lực do tải trọng gây ra tính theo tổ hợp $(1,2DL + 1,6LL)$ và điều kiện về sử dụng là tỷ lệ của chuyển vị lệch tầng lớn nhất và $h/400$ tính theo tổ hợp sử dụng là $(1,0DL + 0,7W + 0,5LL)$. Điều này nghĩa là khung không vi phạm điều kiện ràng buộc khi điều kiện về cường độ không nhỏ hơn 1,0 và điều kiện về chuyển vị không lớn hơn 1,0. Dựa vào kết quả bảng 2, thuật toán EpDE tìm kiếm được kết quả thiết kế tối ưu khung tốt nhất trong bốn thuật toán với khối lượng tối ưu chỉ là 13753 (kg). Thuật toán ECBO cho kết quả kém nhất với 14566 (kg), còn 2 thuật toán HS và Rao tương đương nhau với khối lượng

tối ưu tìm được lần lượt là 14204 và 14213 (kg). Cả 4 thuật toán đều tìm kiếm được thiết kế tối ưu không vi phạm điều kiện ràng buộc nào, hay nói cách khác là thiết kế tối ưu có hiệu quả sử dụng.

Bảng 2. Kết quả tối ưu.

Nội dung	EpDE	ECBO	HS	Rao
Khối lượng tối ưu của khung (kg)	13753	14566	14204	14213
Biến thiết kế 1	W12x19	W12x26	W12x19	W12x19
Biến thiết kế 2	W12x19	W12x19	W12x16	W12x14
Biến thiết kế 3	W12x16	W12x16	W12x22	W12x16
Biến thiết kế 4	W14x38	W21x44	W18x40	W18x40
Biến thiết kế 5	W12x26	W12x22	W12x22	W12x26
Biến thiết kế 6	W12x14	W12x14	W12x14	W12x16
Biến thiết kế 7	W24x55	W21x62	W24x55	W21x57
Biến thiết kế 8	W21x44	W21x48	W21x44	W14x43
Biến thiết kế 9	W18x35	W12x45	W14x38	W18x40
Biến thiết kế 10	W16x26	W16x26	W16x26	W16x26
Biến thiết kế 11	W14x22	W14x22	W16x26	W16x26
Biến thiết kế 12	W16x26	W16x31	W14x26	W12x30
Biến thiết kế 13	W21x55	W21x50	W24x55	W21x55
Biến thiết kế 14	W21x50	W21x55	W21x50	W21x50
Biến thiết kế 15	W24x55	W24x62	W18x65	W21x57
Xét điều kiện cường độ	1,0001	1,0102	1,0055	1,0019
Xét điều kiện chuyển vị	0,6619	0,6334	0,6201	0,6917

Hình 2 trình bày đường cong hội tụ quá trình tối ưu của 4 thuật toán. Kết quả cho thấy, EpDE có tốc độ tốt hơn hẳn so với 3 thuật toán còn lại. ECBO cũng có tốc độ hội tụ khá tốt lúc ban đầu. Tuy nhiên, thuật toán này cho thấy khả năng tìm kiếm thiết kế tối ưu về sau không tốt bằng 3 thuật toán còn lại. HS và Rao có tốc độ tối ưu khá tương đồng. Kết quả này cho thấy, EpDE có thể sử dụng hiệu quả trong cả trường hợp số vòng lặp là ít và nhiều.



Hình 2. Đường cong hội tụ quá trình tối ưu.

Kết luận

Bài báo trình bày so sánh về hiệu quả của các thuật toán tối ưu metaheuristic mạnh hiện nay cho bài toán tối ưu khung thép sử dụng phân tích phi tuyến tính phi đàn hồi. Bốn thuật toán được xem xét là EpDE, ECBO, HS và Rao. Hàm tối ưu là tổng khối lượng của khung thép. Điều kiện ràng buộc bao 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. Phân tích phi tuyến tính phi đàn hồi được sử dụng để tính toán ứng xử của khung thép, phục vụ cho việc đánh giá sự vi phạm của khung thép với các điều kiện ràng buộc. Kết quả tối ưu một khung thép phẳng 5 tầng với 15 biến thiết kế cho thấy kết quả tối ưu tìm được của 4 thuật toán đều hiệu quả khi không vi phạm bất cứ điều kiện ràng buộc nào.

Do đó, chúng đều có thể được sử dụng để giải quyết các bài toán tối ưu khung thép. Tuy nhiên, thuật toán EpDE không chỉ tìm kiếm được kết quả tối ưu tốt nhất mà tốc độ tối ưu cũng tốt nhất trong bốn thuật toán. Kết quả tối ưu của thuật toán ECBO là kém nhất trong 4 thuật toán.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] H.T. Thai, S.E. Kim (2009), "Practical advanced analysis software for nonlinear inelastic analysis of space steel structures", *Advances in Engineering Software*, **40**(9), pp.786-797.
- [2] V.H. Truong, S.E. Kim (2017a), "An efficient method of system reliability analysis of steel cable-stayed bridges", *Advances in Engineering Software*, **114**, pp. 295-311.
- [3] S.E. Kim, V.H. Truong (2020), "Reliability evaluation of semi-rigid steel frames using advanced analysis", *Journal of Structural Engineering*, **146**(5), DOI: 10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0002616.
- [4] S.E. Kim, Q.V. Vu, G. Papazafeiropoulos, Z. Kong, V.H. Truong (2020), "Comparison of machine learning algorithms for regression and classification of ultimate load-carrying capacity of steel frames", *Steel and Composite Structures*, **37**(2), pp.193-209.
- [5] Q.V. Vu, V.H. Truong, H.T. Thai (2021), "Machine learning-based prediction of CFST columns using gradient tree boosting algorithm", *Composite Structures*, **259**, DOI: 10.1016/j.compstruct.2020.113505.
- [6] V.H. Truong, G. Papazafeiropoulos, V.T. Pham, Q.V. Vu (2020), "Effect of multiple longitudinal stiffeners on ultimate strength of steel plate girders", *Structures*, **22**, pp.366-382.
- [7] M.R. Maheri, H. Shokrian, M.M. Narimani (2017), "An enhanced honey bee mating optimization algorithm for design of side sway steel frames", *Advances in Engineering Software*, **109**, pp.62-72.
- [8] A. Kaveh, A.B. Gerami (2017), "Optimal design of large-scale space steel frames using cascade enhanced colliding body optimization", *Struct. Multidisc. Optim.*, **55**(1), pp.237-256.
- [9] V.H. Truong, S.E. Kim (2018a), "A robust method for optimization of semi-rigid steel frames subject to seismic loading", *Journal of Constructional Steel Research*, **145**, pp.184-195.
- [10] H.M. Ha, Q.V. Vu, V.H. Truong (2020), "Optimization of nonlinear inelastic steel frames considering panel zones", *Advances in Engineering Software*, **142**, DOI: 10.1016/j.advengsoft.2020.102771.
- [11] H.M. Ha, Q.A. Vu, V.H. Truong (2018), "Optimum design of stay cables of steel cable-stayed bridges using nonlinear inelastic analysis and genetic algorithm", *Structures*, **16**, pp.288-302.
- [12] A. Kaveh, M. Ilchi Ghazaan (2015), "Enhanced colliding bodies algorithm for truss optimization with frequency constraints", *J. Comput. Civ. Eng.*, **29**(6), DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000445.
- [13] V.H. Truong, S.E. Kim (2018b), "Reliability-based design optimization of nonlinear inelastic trusses using improved differential evolution algorithm", *Advances in Engineering Software*, **121**, pp.59-74.
- [14] V.H. Truong, S.E. Kim (2017b), "An efficient method for reliability-based design optimization of nonlinear inelastic steel space frames", *Struct. Multidisc. Optim.*, **56**(2), pp.331-351.
- [15] R.V. Rao (2020), "Rao algorithms: three metaphor-less simple algorithms for solving optimization problems", *International Journal of Industrial Engineering Computations*, **11**, pp.107-130.
- [16] R.V. Rao, R.B. Pawar (2020a), "Self-adaptive multi-population Rao algorithms for engineering design optimization", *Applied Artificial Intelligence*, **34**(3), pp.197-250.
- [17] R.V. Rao, R.B. Pawar (2020b), "Constrained design optimization of selected mechanical system components using Rao algorithms", *Applied Soft Computing*, **89**, DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106141.
- [18] A. Kaveh, V.R. Mahdavi (2014), "Colliding bodies optimization: a novel meta-heuristic method", *Comput. Struct.*, **139**, pp.18-27.
- [19] Z.W. Geem, J.H. Kim, G.V. Logonathan (2001), "A new heuristic optimization algorithm: harmony search", *Simulation*, **78**, pp.60-68.
- [20] R. Storn, K. Price (1997), "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *Journal of Global Optimization*, **11**(4), pp.341-359.
- [21] AISC-LRFD (1999), "Manual of steel construction - load and resistance factor design", *Chicago (IL): American Institute of Steel Construction*.