■Ngày nhận bài: 16/9/2024 ■Ngày sửa bài: 18/10/2024 ■Ngày chấp nhận đăng: 28/11/2024

Nghiên cứu bài toán tối ưu đa mục tiêu giàn thép phi tuyến xét đến tần số dao động riêng

Study on multi-objective optimization problem of nonlinear steel truss considering natural oscillation frequency

> TRẦN TRUNG HIẾU
Khoa Xây dựng, Trường Đại học Kiến trúc Hà Nội

TÓM TẮT

Kết cấu dàn thép, nổi bật với độ bền và khả năng chịu lực cao, đã trở thành một lựa chọn phổ biến trong các công trình dân dụng. Bài báo giới thiệu một phương pháp tối ưu hóa cho dàn thép dưới nhiều tổ hợp tải trọng khác nhau, đồng thời xem xét các điều kiện ràng buộc liên quan đến tần số dao động riêng. Hai hàm mục tiêu chính được nghiên cứu là tổng khối lượng và tần số dao động riêng của kết cấu. Các điều kiện ràng buộc bao gồm yêu cầu về cường độ, sử dụng và tần số dao động để đảm bảo tính an toàn và hiệu quả. Để thực hiện tối ưu hóa, hai thuật toán NSGA-II và GDE3 đã được áp dụng cho bài toán được xây dựng. Nghiên cứu sử dụng dàn thép phẳng với 10 thanh làm ví dụ minh họa. Kết quả cho thấy cả hai thuật toán đều thể hiện hiệu quả cao trong việc giải quyết bài toán tối ưu, với khả năng cải thiện thiết kế kết cấu dàn thép phi tuyến.

Từ khóa: Dàn thép; tối ưu; đa mục tiêu; phân tích trực tiếp; GDE3; NSGA.

ABSTRACT

Steel truss structures, known for their high strength and load-bearing capacity, have become a popular choice in civil engineering projects. This paper presents an optimization method for steel trusses subjected to various load combinations while considering constraints related to natural frequency. The primary objectives investigated are the total mass and the natural frequency of the structure. The constraints include requirements for strength, usage, and natural frequency to ensure safety and efficiency. To achieve the optimization, two algorithms, NSGA-II and GDE3, were applied to the formulated problem. The study uses a flat truss consisting of 10 members as a case study. The results demonstrate that both algorithms effectively address the optimization problem, showcasing their ability to enhance the design of nonlinear steel truss structures.

Keywords: Steel truss; optimization; multi-objective; advanced analysis; GDE3; NSGA.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Kết cấu dàn, với khả năng vượt nhịp lớn, tính thẩm mỹ cao và sử dụng vật liệu tối ưu, đang ngày càng trở nên phổ biến trong lĩnh vực xây dựng. Thông thường, thiết kế dàn thép thường thực hiện theo phương pháp gián tiếp, bao gồm hai giai đoạn để tính toán các đặc tính phi tuyến hình học của kết cấu và hành vi không đàn hồi của vật liệu. Trong giai đoạn đầu, nội lực trong các thanh dàn được xác định thông qua phân tích tuyến tính đàn hồi. Dựa vào những nội lực này, ở giai đoạn kế tiếp, từng thanh sẽ được thiết kế riêng lẻ bằng các công thức phù hợp với hành vi phi tuyến, theo các tiêu chuẩn hiện hành như AISC LRFD [1] và Eurocode [2]. Mặc dù phương pháp truyền thống này có những ưu điểm như nhanh chóng, dễ dàng và cho kết quả tương đối chính xác, nhưng nó cũng có nhược điểm là không phản ánh chính xác quy trình ứng xử của toàn bộ kết cấu. Hơn nữa, tính tương thích của các phần tử riêng lẻ trong hệ thống cũng không được đảm bảo. Để khắc phục những vấn đề này, nhiều nhà nghiên cứu đã bắt đầu chú trọng đến các phương pháp phân tích trực tiếp, mở ra hướng đi mới trong thiết kế kết cấu dàn thép và ngành Xây dựng nói chung. Phân tích trực tiếp cho phép tính toán khả năng chịu tải tổng thể cũng như các ứng xử phi tuyến hình học và phi tuyến vật liệu của công trình [3]. Việc đánh giá sự an toàn của công trình lúc này đơn giản hơn nhiều so với các phương pháp thiết kế thông thường bằng cách so sánh giữa khả năng chịu tải tổng thể của công trình và tải trọng tác dụng.

Bên cạnh đó, các phương pháp tối ưu hóa đang được áp dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, bao gồm cả thiết kế kết cấu dàn thép. Tối ưu hóa giúp tiết kiệm tài nguyên, chi phí, vật liệu và thời gian, đồng thời vẫn đảm bảo hiệu suất hoạt động của công trình. Thông thường, bài toán tối ưu của dàn thép được xác định bằng cách tối thiểu hóa tổng chi phí hoặc trọng lượng của kết cấu, dưới một loạt các ràng buộc phức tạp liên quan đến khả năng thực hiện, cường độ và các điều kiện sử dụng theo quy định. Khi xem xét tính phi tuyến của kết cấu, bài toán tối ưu cho dàn thép sẽ phức tạp hơn. Vì vậy, việc tìm kiếm các giải pháp tối ưu hoặc gần tối ưu gặp nhiều khó khăn, thường chỉ có thể tìm thấy các giải pháp ở mức chấp nhận được, gần với tối ưu nhưng chưa hoàn toàn đạt được. Để giải quyết các vấn đề trên, các thuật toán meta-heuristic có thể được sử dụng. Những thuật toán này áp dụng các kỹ thuật tìm kiếm ngẫu nhiên rất hiệu quả để tìm các giải pháp tối ưu toàn cục cho các bài toán phi tuyến có tính chất phi lồi. Nhiều nghiên cứu gần đây đã chỉ ra rằng các thuật toán meta-heuristic đạt được hiệu quả cao trong nhiều bài toán tối ưu khác nhau: tối ưu kết cấu dàn [4], khung [5], nhà cao tầng [6], khung nhà công nghiệp [7], v.v. Trong bài toán tối ưu tiết diện dàn thép, các điều kiện ràng buộc thường liên quan đến chuyển vị và cường độ theo các tổ hợp tải trọng theo quy định. Hơn nữa, để

nâng cao hiệu suất làm việc của cấu trúc và ngăn chặn hiện tượng cộng hưởng, cần xem xét thêm các ràng buộc động trong các bài toán tối ưu. Điều này bao gồm các điều kiện liên quan đến tần số dao động riêng của cấu trúc. Một số nghiên cứu tiêu biểu về tối ưu dàn thép có ràng buộc tần số dao động riêng có thể kể đến như: He [8], Abbasi và Zakian [9] và Kaveh và Yousefpoor [10].

Trong bài toán thiết kế tối ưu, thường chọn một hàm mục tiêu để xem xét; với dàn thép, tổng khối lượng công trình là tiêu chí được tối thiểu hóa. Tuy nhiên, các công trình thực tế phải thỏa mãn nhiều tiêu chí khác nhau, như vốn đầu tư, độ an toàn và tính hiệu quả. Để mô tả đầy đủ hơn và chính xác hơn các yếu tố này, cần phải xem xét đồng thời nhiều hàm mục tiêu trong bài toán tối ưu. Khi đó, bài toán này trở thành tối ưu đa mục tiêu trong thiết kế công trình. Nghiệm tối ưu không chỉ là một giá trị đơn lẻ mà là một tập hợp các nghiệm hình thành nên tập nghiệm Pareto, bao gồm những phương án thiết kế có chất lượng tương đương không thể so sánh trực tiếp với nhau. Dựa trên quan điểm đó, nhiều nghiên cứu tối ưu đa mục tiêu cho dàn thép đã được thực hiện [11-12]. Mặc dù có một số nghiên cứu về tối ưu đa mục tiêu cho hệ dàn thép kết hợp với phân tích phi tuyến, nhưng số lượng vẫn còn hạn chế [13-14]. Theo nhận định của tác giả, chưa có nghiên cứu nào xem xét tối ưu đa mục tiêu cho kết cấu dàn thép phi tuyến với tần số dao động được đưa vào như một hàm mục tiêu. Điều này tạo ra một khoảng trống nghiên cứu trong lĩnh vực này, cần được khắc phục để nâng cao chất lượng và tính khả thi của các thiết kế dàn thép. Việc nghiên cứu tối ưu hóa này không chỉ mở ra hướng đi mới trong thiết kế kết cấu mà còn giúp đảm bảo tính hiệu quả và an toàn cho các công trình, đồng thời đáp ứng được các yêu cầu về tần số dao động của cấu trúc trong thực tiễn.

Trong bài báo này, tác giả trình bày việc thiết lập bài toán tối ưu đa mục tiêu cho dàn thép thông qua phương pháp phân tích trực tiếp. Hai hàm mục tiêu được lựa chọn cho bài toán bao gồm tổng khối lượng và tần số dao động riêng của dàn. Các điều kiện ràng buộc sẽ bao gồm yêu cầu về cường độ và khả năng sử dụng, tương ứng với các tổ hợp tải trọng được quy định trong tiêu chuẩn thiết kế. Thêm vào đó, tần số dao động riêng của kết cấu cũng được xem xét nhằm đảm bảo tính ổn định động cho công trình. Để giải quyết bài toán tối ưu này, tác giả áp dụng hai thuật toán là NSGA-II [16], một thuật toán di truyền chuyên sắp xếp các nghiệm không trội, và GDE3 [17], một thuật toán đa mục tiêu tiến hóa vi phân tổng quát. Để minh họa cho phương pháp nghiên cứu, một ví dụ cụ thể về dàn thép gồm 10 thanh được đưa ra, cho thấy khả năng áp dụng hiệu quả của các thuật toán nêu trên trong thực tiễn thiết kế kết cấu.

2. THIẾT LẬP BÀI TOÁN TỐI ƯU

Hai hàm mục tiêu được nghiên cứu trong bài viết này gồm tổng khối lượng và tần số dao động riêng thứ nhất của kết cấu. Hai hàm mục tiêu này có tính chất mâu thuẫn với nhau, bởi khi tối thiểu hóa tổng khối lượng của kết cấu, khối lượng hệ sẽ giảm, dẫn đến tần số dao động riêng cũng thấp hơn, làm tăng nguy cơ mất ổn định động. Ngược lại, để nâng cao độ an toàn và ngăn ngừa mất ổn định động của kết cấu, cần phải có tần số dao động riêng lớn, điều này lại làm tăng khối lượng của hệ. Do đó, trong quá trình thiết kế công trình, cần phải xem xét đồng thời hai hàm mục tiêu này để tìm ra giải pháp thiết kế hợp lý. Tổng khối lượng và nghịch đảo của tần số dao động riêng thứ nhất được lựa chọn làm hàm mục tiêu của bài toán, với mục tiêu tối thiểu hóa theo các phương trình (1) và (2) như sau:

$$Min\ F_2(\mathrm{X}) = \rho \sum_{i=1}^{d}\left(x_i \sum_{j=1}^{d_i} L_{ij} \right) \quad (1)$$

$$Min\ \ F_2(X) = \frac{1}{f_1} \quad (2)$$

trong đó ρ là khối lượng riêng của vật liệu, $X = (x_1, x_2, ..., x_d)$ là vec tơ biến thiết kế, d_i là số thanh dàn trong nhóm phần tử thanh thứ i, L_{ij} là chiều dài của thanh dàn thứ j trong nhóm phần tử thứ i. x_i được chọn trong khoảng giá trị cho trước $\left[x_i^{lowb}, x_i^{upb} \right]$.

Phân tích trực tiếp cho phép xác định khả năng chịu tải của toàn bộ công trình nên điều kiện ràng buộc đối với các tổ hợp tải trọng cường độ được viết như sau:

$$C^{str} = 1 - \frac{R}{S} \le 0\ , \quad (3)$$

trong đó R và S là khả năng chịu tải của công trình và tổ hợp tải trọng tương ứng.

Điều kiện về chuyển vị cho tổ hợp trạng thái sử dụng như sau:

$$C_j^{disp} = \frac{|\Delta_j|}{|\Delta_j^u|} - 1 \le 0\ ,\ j = 1, ..., nn \quad (4)$$

trong đó Δ_j và Δ_j^u là chuyển vị và giới hạn chuyển vị của nút thứ j.

Điều kiện ràng buộc về tần số dao động riêng của kết cấu được viết dưới dạng:

$$C_j^{fre} = \frac{f_j}{f_j^u} - 1 \le 0\ ,\ j = 1, ..., nm \quad (5)$$

trong đó f_j và f_j^u là tần số dao động riêng thứ j của kết cấu và giá trị cho phép của nó.

Đối với bài toán tối ưu các điều kiện ràng buộc nêu trên, nhằm áp dụng các thuật toán meta-heuristic, chúng ta cần áp dụng các kỹ thuật để xử lý những điều kiện này. Trong nghiên cứu này, phương pháp hàm phạt được lựa chọn vì kỹ thuật này đơn giản và mang lại hiệu quả cao cho hầu hết các loại ràng buộc khác nhau. Do đó, hàm mục tiêu của bài toán được điều chỉnh lại như sau:

$$Min\ F_1'(\mathrm{X}) = F_1(\mathrm{X}) \times \left(1 + \alpha_{str}\beta_1 + \alpha_{disp}\beta_2 + \alpha_{fre}\beta_3\right) \quad (6)$$

$$Min\ \ F_2'(X) = F_2(X) \times \left(1 + \alpha_{str}\beta_1 + \alpha_{disp}\beta_2 + \alpha_{fre}\beta_3\right) \quad (7)$$

trong đó:

$$\beta_1 = \max\left(C^{str}, 0\right), \beta_2 = \sum_{j=1}^{nn} \max\left(C_j^{disp}, 0\right), \beta_3 = \sum_{j=1}^{nm} \max\left(C_j^{fre}, 0\right)\ ,\quad \alpha_{str}\ ,$$

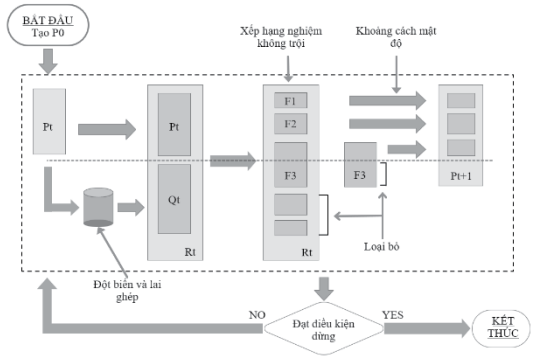
α_{disp} và α_{fre} là các tham số phạt tương ứng với các điều kiện ràng buộc về cường độ, chuyển vị và tần số dao động riêng. Giá trị của các tham số phạt này được lấy giá trị đủ lớn nhằm loại bỏ các thiết kế bị vi phạm các điều kiện ràng buộc. Trong nghiên cứu này, các tham số phạt được lấy bằng 10000.

3. THUẬT TOÁN TỐI ƯU ĐA MỤC TIÊU

3.1. Thuật toán tối ưu NSGA-II

NSGA-II, đề xuất bởi Deb và cộng sự [16] năm 2002, được coi là một trong những phương pháp tối ưu đa mục tiêu đầu tiên dựa trên thuật toán tiến hóa (EA). NSGA-II tuân theo cấu trúc cơ bản của thuật toán di truyền (GA), lấy cảm hứng từ thuyết tiến hóa của Darwin. Trong một GA điển hình, các cá thể của thế hệ tiếp theo, hay còn gọi là nhiễm sắc thể, được tạo ra từ các cha mẹ "tốt" (các cá thể/nhiễm sắc thể từ thế hệ hiện tại) thông qua các quá trình đột biến, lai ghép và chọn lọc. Thông thường, một nhiễm sắc thể được biểu diễn dưới dạng nhị phân với các gen được đặt là 1 hoặc 0. Con cái được tạo ra bằng cách chọn hai nhiễm sắc thể cha mẹ sử dụng các phương pháp như bánh xe roulette, lựa chọn ngẫu nhiên, hoặc lựa chọn dựa trên xếp hạng để xác định các cha mẹ ưu tú. Các cha mẹ này trải qua quá trình lai ghép (như lai ghép một điểm hoặc hai điểm) nơi mà vật liệu

di truyền được trao đổi. Một toán tử đột biến với tỷ lệ thay đổi nhỏ sẽ thay đổi giá trị gen trong con cái để tránh tối ưu hóa cục bộ. Lựa chọn ưu tú giữ lại cá thể tốt nhất để đảm bảo chất lượng cho thế hệ tiếp theo. NSGA-II cải tiến quy trình cho tối ưu hóa đa mục tiêu (MOO) bằng cách kết hợp xếp hạng nghiệm không trội và khoảng cách mật độ. Xếp hạng nghiệm không trội phân loại các cá thể vào các thành các lớp mà trong mỗi lớp thì các các thể là không thống trị nhau, còn lớp trước sẽ thống trị các lớp sau. Khoảng cách mật độ, sử dụng xếp hạng các nghiệm trên cùng một lớp, đảm bảo một quần thể đa dạng bằng cách ưu tiên các giải pháp ít bị tập trung hơn. NSGA-II sử dụng lai ghép nhị phân mô phỏng (SBX) và các toán tử đột biến đa thức. Quy trình chính của NSGA-II được trình bày trong Hình 1.



Hình 1. Lưu đồ thuật toán NSGA-II

Các bước chính của thuật toán NSGA-II như sau:

Bước 1: Một quần thể ban đầu P_0 được tạo ngẫu nhiên trong giới hạn giá trị cho trước của các biến.

Bước 2: Một quần thể mới Q_0 tương ứng với P_0 được tạo ra sử dụng các kỹ thuật đột biến và lai tạo như trong thuật toán GA.

Bước 3: Tạo ra quần thể $S = P_0 \cup Q$.

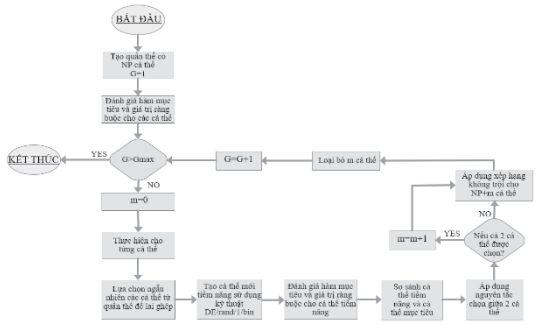
Bước 4: Chọn N cá thể tốt nhất của S thành lập nên quần thể P_1 sử dụng xếp hạng nghiệm không trội và khoảng cách mật độ.

Bước 5: Lặp lại các bước từ 2-4 khi điều kiện dừng đạt được.

3.2. Thuật toán tối ưu GDE3

GDE3 [17] là một biến thể nâng cao của thuật toán DE được thiết kế để giải quyết các bài toán tối ưu hóa đa mục tiêu (MOO). Xuất phát từ nguyên lý của DE, GDE3 được phát triển để xử lý hiệu quả nhiều mục tiêu mâu thuẫn với nhau, đồng thời cải thiện khả năng thích ứng và quản lý đa dạng. Thuật toán hoạt động bằng cách duy trì một quần thể các giải pháp tiềm năng, được đặc trưng bởi các vector biến thiết kế đại diện cho các giải pháp tiềm năng trong không gian tìm kiếm. Mỗi giải pháp trải qua các quá trình đột biến, lai ghép và chọn lọc để khám phá và khai thác không gian tìm kiếm một cách hiệu quả. Hình 2 minh họa sơ đồ quy trình của GDE3.

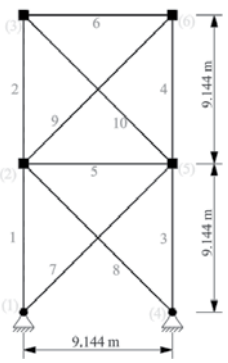
Trong GDE3, chiến lược đột biến DE/rand/1/bin từ DE được sử dụng để tạo ra các vector thử nghiệm. Toán tử đột biến này tạo ra các vector thử nghiệm bằng cách xáo trộn một vector mục tiêu sử dụng sự khác biệt có trọng số giữa hai vector ngẫu nhiên được chọn từ quần thể, từ đó tăng cường khả năng khám phá và giúp thuật toán tránh được các cực trị cục bộ. Quy trình lai ghép cũng rất quan trọng, thực hiện bằng cách kết hợp các vector thử nghiệm với các vector hiện tại để tạo ra con cái, khuyến khích sự biến đổi và thúc đẩy sự đa dạng di truyền. Dựa trên quần thể ban đầu và quần thể con cái mới tạo ra, quá trình chọn lọc trong GDE3 được áp dụng bằng việc quy mô quần thể ban đầu tăng từ NP lên 2NP sau một thế hệ. Tuy nhiên, quy mô này sau đó sẽ được giảm trở lại NP bằng cách áp dụng các kỹ thuật xếp hạng nghiệm không trội và khoảng cách mật độ như trong NSGA-II. Những phương pháp này đảm bảo rằng không chỉ các giải pháp hội tụ về phía Pareto mà còn duy trì sự phân bổ tốt trên đó.



Hình 2. Lưu đồ thuật toán GDE3

4. VÍ DỤ MINH HỌA

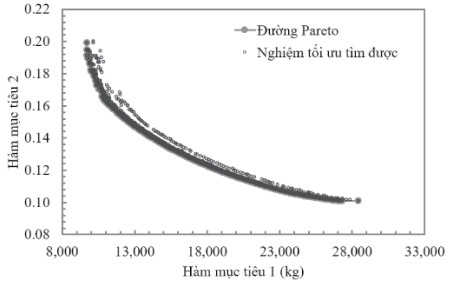
Dàn phẳng 10 thanh với sơ đồ kết cấu như Hình 3 sẽ được nghiên cứu trong phần này. Vật liệu được sử dụng là vật liệu thép A992 có cường độ chảy là $F_y = 344.7\,MPa$ và mô đun đàn hồi là $E = 200\,GPa$. Tải trọng tác dụng gồm tĩnh tải DL, hoạt tải LL và tải trọng gió W lần lượt là 150 (kN), 100 (kN) và 100 (kN) được quy về các nút dàn. Tải trọng khối tập trung dùng để tính tần số dao động riêng là 5 (tấn) tại nút dàn. Khối lượng riêng của vật liệu là 7,850 (kg/m3). Hai hàm mục tiêu là: (1) tổng khối lượng của công trình và (2) nghịch đảo của tần số dao động riêng thức nhất. Biến thiết kế là diện tích tiết diện ngang các thanh dàn, được chọn trong khoảng giá trị [645.16; 64516.0] (mm^2). Điều kiện ràng buộc về cường độ tương ứng với 2 tổ hợp tải trọng: $(1.6DL + 1.2LL)$ và $(1.2DL + 1.6W + 0.5LL)$ và điều kiện về chuyển vị tương ứng với tổ hợp $(1.0DL + 0.7W + 0.5LL)$ với chuyển vị ngang của nút dàn không quá $h/400$ với h là chiều cao của tầng. Các điều kiện ràng buộc về tần số dao động riêng: $f_1 \geq 5$, $f_2 \geq 15$ và $f_3 \geq 20\,(Hz)$ với f_1, f_2 và f_3 là 3 tần số dao động riêng đầu tiên. Phần mềm phân tích phi tuyến PAAP [2] sẽ được sử dụng để tính toán ứng xử phi tuyến của kết cấu nhằm đánh giá điều kiện ràng buộc. Các thông số của thuật toán NSGA-II và GDE3: số lượng cá thể (NP) trong quần thể: 100, số vòng tiến hoá: 100, biên độ đột biến (F) và xác suất lai ghép (CR) cho GDE3: 0.9 và 0.1, kỹ thuật đột biến và lai ghép cho NSGA-II: SBX và Polynomial, kỹ thuật lai ghép trong GDE3: DE/rand/1.



Hình 3. Sơ đồ dàn phẳng 10 thanh

Đối với các bài toán tối ưu hóa đa mục tiêu liên quan đến công trình, đường Pareto thường không được biết trước. Để xác định đường Pareto làm cơ sở đánh giá hiệu quả của các thuật toán, phương pháp gần đúng được áp dụng như sau: mỗi thuật toán tối ưu NSGA-II và GDE3 được thực hiện 10 lần độc lập. Tất cả các nghiệm tối ưu thu được từ các lần chạy này sẽ được tập hợp để xác định đường Pareto cho bài toán. Từ đó, Hình 4 thể hiện đường cong Pareto đã tìm được cho trường hợp nghiên

cứu này, cùng với toàn bộ các nghiệm tối ưu đã được xác định từ những lần chạy. Nhận xét cho thấy tất cả các nghiệm tối ưu tìm được đều nằm gần đường Pareto, điều này cho thấy sự ổn định và hội tụ tốt của các lần chạy khác nhau. Nói cách khác, cả hai thuật toán NSGA-II và GDE3 đều cho thấy sự ổn định cao trong trường hợp nghiên cứu này. Hơn nữa, các nghiệm tối ưu này không vi phạm bất kỳ điều kiện ràng buộc nào. Kết quả trong Hình 4 cho thấy rằng hai thuật toán NSGA-II và GDE3 đều có hiệu quả cao, bởi mọi nghiệm tối ưu cuối cùng đều thỏa mãn các điều kiện ràng buộc. Bên cạnh đó, hình dạng tập hợp nghiệm Pareto thể hiện dưới dạng đường cong trong Hình 4 cho thấy mối quan hệ phi tuyến và nghịch đảo giữa hai hàm mục tiêu. Cụ thể, khi giá trị của hàm mục tiêu 1 nhỏ, giá trị của hàm mục tiêu 2 lại lớn, và ngược lại. Đặc tính mâu thuẫn này giữa hai hàm mục tiêu khẳng định sự cần thiết phải xây dựng bài toán tối ưu đa mục tiêu được trình bày trong nghiên cứu này, nhằm cung cấp cho người thiết kế nhiều lựa chọn hơn.



Hình. 4. Đường cong Pareto của quần thể ban đầu

Bảng 1. So sánh hiệu suất NSGA-II và GDE3

Chỉ số đánh giá	NSGA-II	GDE3
GD trung bình	0.473	0.477
GD+ trung bình	0.001	0.001
IGD+ trung bình	24.469	39.241
HV trung bình	2,069.1	2,049.3
Điểm neo 1 trung bình	9,725.900	9,868.500
Điểm neo 2 trung bình	0.101	0.101

Để so sánh hiệu suất của 2 thuật toán, 4 chỉ số đánh giá hiệu quả của thuật toán tối ưu đa mục tiêu được sử dụng: GD - thước đo đánh giá mức độ hội tụ của quần thể tới tập tối ưu Pareto, GD+ - là một biến thể của chỉ số GD có xem xét cả số lượng các mục tiêu mà được cải thiện trong quần thể, IGD+ - phản ánh cách mà các nghiệm trong quần thể có thể trải đều qua không gian mục tiêu, HV: đo lường kích thước của khu vực trong không gian mục tiêu mà các nghiệm trong quần thể chiếm giữ so với một điểm tham chiếu nhất định. Kết quả tính toán được trình bày trong Bảng 1. Dựa trên kết quả so sánh giữa hai thuật toán NSGA-II và GDE3, có thể rút ra một số nhận xét đáng chú ý. Về chỉ số GD trung bình, NSGA-II có giá trị thấp hơn (0.473) so với GDE3 (0.477), cho thấy NSGA-II có độ phân giải tốt hơn trong việc tìm kiếm các nghiệm gần đường Pareto. Cả hai thuật toán đều có giá trị GD+ trung bình giống nhau là 0.001, cho thấy hiệu suất tương đương trong xác định các nghiệm tối ưu. Tuy nhiên, chỉ số IGD+ trung bình của NSGA-II (24.469) thấp hơn đáng kể so với GDE3 (39.241), chỉ ra rằng NSGA-II thể hiện khả năng tốt hơn trong đo lường khoảng cách giữa các nghiệm tìm được và đường Pareto. Thêm vào đó, giá trị HV trung bình của NSGA-II (2,069.1) cao hơn một chút so với GDE3 (2,049.3), cho thấy NSGA-II có khả năng chiếm được không gian tìm kiếm tốt hơn và tạo ra các giải pháp tối ưu đa dạng hơn. Về điểm neo 1 trung bình, NSGA-II cũng đạt kết quả tốt hơn (9,725.900) so với GDE3 (9,868.500), cho thấy khả năng tìm kiếm gần hơn với mục tiêu cụ thể. Cuối cùng, cả hai thuật toán đều có giá trị điểm neo 2 trung bình giống nhau là 0.101, chỉ ra sự tương đồng trong khả năng đạt được mục tiêu thứ hai. Tóm lại, NSGA2 thể hiện hiệu suất vượt trội hơn GDE3 trong nhiều chỉ số đánh giá, đặc biệt là về GD trung bình, IGD+ trung bình và HV trung bình, cho thấy khả năng tìm kiếm và duy trì tính đa dạng tốt hơn trong không gian giải pháp.

5. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, tác giả đã phát triển một bài toán tối ưu hóa đa mục tiêu cho dàn thép thông qua phân tích trực tiếp dưới nhiều tổ hợp tải trọng khác nhau, đồng thời đánh giá các điều kiện ràng buộc liên quan đến tần số dao động riêng. Hai hàm mục tiêu chính được xem xét là tổng khối lượng và tần số dao động riêng của cấu trúc. Các điều kiện ràng buộc bao gồm yêu cầu về độ bền, mức sử dụng và tần số dao động nhằm đảm bảo an toàn và hiệu quả cho kết cấu. Hai thuật toán NSGA-II và GDE3 đã được áp dụng để tối ưu hóa bài toán này. Nghiên cứu sử dụng một dàn thép phẳng với 10 thanh làm ví dụ minh họa. Kết quả thu được cho thấy cả hai thuật toán đều đạt hiệu quả cao trong việc giải quyết bài toán tối ưu, giúp cải thiện thiết kế cho dàn thép phi tuyến. Tuy nhiên, NSGA-II cho thấy hiệu suất vượt trội hơn GDE3, với khả năng khai thác không gian tìm kiếm tốt hơn và cung cấp các giải pháp tối ưu đa dạng hơn. Đồng thời, NSGA-II cũng tìm ra các điểm neo có chất lượng cao hơn so với GDE3. Trong các nghiên cứu tiếp theo, tác giả dự định khám phá hiệu quả của các thuật toán tối ưu hóa đa mục tiêu, các dạng kết cấu công trình khác và mở rộng bài toán tối ưu để bao gồm nhiều hàm mục tiêu hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] AISC-LRFD. Manual of steel construction – load and resistance factor design. Chicago (IL): American Institute of Steel Construction, 1999.

[2] EN 1993-1-1 Eurocode 3. Design of steel structures – part 1-1: general rules and rules for building. Brussels: European Committee for Standardization, 2005.

[3] T.H. Tai, S.E. Kim. Nonlinear inelastic time-history analysis of truss structures. Journal of Constructional Steel Research 2011; **67(12):** 1966-1972.

[4] V.H. Truong, S. Tangaramvong, G. Papazafeiropoulos. An efficient LightGBM-based differential evolution method for nonlinear inelastic truss optimization. Expert Systems with Applications 2024; 237(Part B): 121530.

[5] V.H. Truong, H.M. Hung, P.H. Anh, T.D. Hoc. Optimization of steel moment frames with panel-zone design using an adaptive differential evolution. Journal of Science and Technology in Civil Engineering (JSTCE) – HUCE 2020; 14(2): 65-75.

[6] H.A. Pham, D.X. Nguyen, V.H. Truong. An efficient differential-evolution-based moving compensation optimization approach for controlling differential column shortening in tall buildings. Expert Systems with Applications 2021; 169: 114531.

[7] T.T. Hiếu, T.A. Đức, T.V. Hùng. Tối ưu tiết diện nhà thép công nghiệp một tầng với biến rời rạc bằng thuật toán tiến hoá vi phân cải tiến. Tạp chí KHCN Xây dựng 2024; số 3/2024: 31-37.

[8] P.H. Anh. Truss optimization with frequency constraints using enhanced differential evolution based on adaptive directional mutation and nearest neighbor comparison. Advances in Engineering Software 2016; 102: 142-154.

[9] S.X. He. Truss optimization with frequency constraints using the medalist learning algorithm. Structures 2023; 55: 1-15.

[10] M. Abbasi, P. Zakian, P. Optimal design of truss domes with frequency constraints using seven metaheuristic algorithms incorporating a comprehensive statistical assessment. Mechanics of Advanced Materials and Structures 2024; 1–27.

[11] A. Kaveh, H. Yousefpoor. Chaotic Optimization of Trusses with Frequency Constraints with Three Metaheuristic Algorithms. Iran J Sci Technol Trans Civ Eng 2024; 48: 271–293.

[12] T. Vo-Duy, D. Duong-Gia, V. Ho-Huu and T. Nguyen-Thoi. An Effective Couple Method for Reliability-Based Multi-Objective Optimization of Truss Structures with Static and Dynamic Constraints. International Journal of Computational Methods 2020; 17(06): 1950016.

[13] H. F. Eid, L. Garcia-Hernandez, A.H. Abraham. Spiral water cycle algorithm for solving multi-objective optimization and truss optimization problems. Engineering with Computers 2022; 38: 963–973.

[14] T.S. Cao, H.A. Pham, V.H. Truong. An efficient algorithm for multi-objective structural optimization problems using an improved pbest-based differential evolution algorithm. Advances in Engineering Software 2024; 197: 103752.

[15] V.H. Truong, T.S. Cao, S. Tangaramvong. A robust machine learning-based framework for handling time-consuming constraints for bi-objective optimization of nonlinear steel structures. Structures 2024; 62: 106226.

[16] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. IEEE Trans. Evol. Computation 2002; 6(2):182-197.

[17] S. Kukkonen, J. Lampinen. GDE3: the third evolution step of generalized differential evolution. 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Edinburgh, UK, 443-450 Vol.1.