

Tối ưu kích thước tiết diện cống của hệ thống thoát nước đô thị sử dụng MOEA/D-EpDE

Cao Trường Sơn¹, Lê Chí Công², Trương Việt Hùng¹, Nguyễn Ngọc Thắng^{1*}

¹ Khoa Công trình, Trường Đại học Thủy lợi, 175 Tây Sơn, Kim Liên, Hà Nội

² Công ty TNHH MTV Đầu tư và xây lắp ACC, 210 Lê Trọng Tấn, Phường Liệt, Hà Nội

TỪ KHOÁ

Tối ưu
Hệ thống thoát nước
Ngập lụt đô thị
Tiến hóa vi phân
SWMM

TÓM TẮT

Tốc độ đô thị hóa ngày càng tăng đang gây áp lực lớn lên các hệ thống thoát nước đô thị cũ kỹ và xuống cấp. Do đó, nhu cầu sửa chữa, nâng cấp hoặc xây dựng mới hạ tầng thoát nước trở nên cấp thiết - một thách thức mà nhiều thành phố trên thế giới đang đối mặt. Bài báo này đề xuất một phương pháp tối ưu hóa đa mục tiêu để lựa chọn phương án kích thước tiết diện cống cho hệ thống thoát nước đô thị. Trong phương pháp đề xuất, hai mục tiêu chính: tổng chi phí xây dựng và tổng thể tích ngập được cực tiểu hóa đồng thời, thông qua việc lựa chọn đường kính cống từ một tập rời rạc định trước, với các ràng buộc về tỷ lệ đường kính và vận tốc dòng chảy. Hiệu suất thủy lực của hệ thống được mô hình hóa bằng chương trình mô hình quản lý nước mưa một chiều (Storm Water Management Model, SWMM). Bài toán tối ưu được giải bằng thuật toán MOEA/D-EpDE. Hiệu quả của phương pháp được minh họa qua nghiên cứu trường hợp hệ thống thoát nước đô thị tại thành phố Chuncheon, tỉnh Gangwon, Hàn Quốc. Kết quả cho thấy MOEA/D-EpDE vượt trội so với nhiều thuật toán tối ưu đa mục tiêu khác về các chỉ số hội tụ, đa dạng và chất lượng tập Pareto, đồng thời là công cụ hữu ích cho quản lý hạ tầng đô thị.

KEYWORDS

Optimization
Drainage systems
Urban flooding
Differential evolution
SWMM

ABSTRACT

The increasing rate of urbanization is exerting significant strain on aged and deteriorating urban drainage systems. Consequently, there is a pressing need to develop solutions for repairing, upgrading, or constructing new drainage infrastructure, a challenge faced by many cities worldwide. This paper proposes a multi-objective optimization approach to select culvert cross-sectional dimension options for urban drainage systems. The approach seeks to minimize two key objectives: the overall construction costs and the total volume of flooding, achieved by selecting pipe diameters from a predefined discrete set, with constraints on diameter ratios and flow velocities. The hydraulic performance of these systems is modeled using the one-dimensional Storm Water Management Model (SWMM). The optimization problem is addressed using the MOEA/D-EpDE algorithm. The efficacy of this methodology is illustrated through a case study of the urban drainage system in Chuncheon-si, Gangwon-do, Korea. Results indicate that MOEA/D-EpDE outperforms other multi-objective optimization algorithms in terms of convergence, diversity, and Pareto front quality metrics, serving as a valuable tool for urban infrastructure management.

1. Giới thiệu

Đô thị hóa nhanh chóng đang diễn ra trên toàn cầu, đặc biệt tại các quốc gia đang phát triển, thúc đẩy tăng trưởng kinh tế - xã hội, chuyển dịch cơ cấu kinh tế, nâng cao thu nhập và chất lượng cuộc sống. Các khu vực đô thị là trung tâm tạo việc làm, thu nhập và tiêu thụ đa dạng sản phẩm, tận dụng lực lượng lao động chất lượng cao và thu hút đầu tư lớn vào hạ tầng kỹ thuật. Tuy nhiên, đô thị hóa cũng mang lại nhiều vấn đề khó khăn như thiếu nhà ở, gia tăng dân cư khu ổ chuột, nghèo đói, các vấn đề xã hội và ô nhiễm môi trường. Sự gia tăng dân

số đặt áp lực lớn lên hạ tầng kỹ thuật đô thị, đặc biệt là hệ thống thoát nước, làm trầm trọng thêm tình trạng ngập úng đô thị và cản trở phát triển. Ngập úng hiện nay thường xuyên xảy ra tại các thành phố lớn, chủ yếu do diện tích thấm giảm, ao hồ, kênh rạch bị bê tông hóa, làm giảm khả năng chứa và thoát nước. Ngoài ra, biến đổi khí hậu làm tăng cường độ và tần suất mưa lớn, càng thử thách khả năng của hệ thống thoát nước. Nhiều hệ thống thu gom nước thải đô thị đã cũ kỹ, xuống cấp, không đáp ứng được nhu cầu thoát nước hiện đại. Vì vậy, việc thiết kế và tối ưu hóa hệ thống thoát nước đô thị hiệu quả là yêu cầu cấp bách.

*Liên hệ tác giả: nnthang@tlu.edu.vn

Nhận ngày 18/01/2026, sửa xong ngày 23/01/2026, chấp nhận đăng ngày 26/01/2026

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.02.2026.1228>

Độ phức tạp của các hệ thống này xuất phát từ nhiều yếu tố: đặc trưng thoát nước hiện tại, ảnh hưởng quy hoạch đô thị tương lai, tác động biến đổi khí hậu và nguồn lực địa phương. Do đó, việc áp dụng các thuật toán tối ưu trong quy hoạch hệ thống thoát nước đô thị là cần thiết. Việc lựa chọn giải pháp xây dựng hạ tầng thoát nước đô thị cần được đặt trong bài toán tối ưu có ràng buộc để giải quyết hiệu quả các yêu cầu đa chiều này.

Các thuật toán metaheuristic, đặc biệt là kỹ thuật tối ưu đơn mục tiêu (SOO), thường được sử dụng để giải quyết các bài toán tối ưu. Trong tài liệu, thuật toán di truyền (GA) được sử dụng phổ biến, như các nghiên cứu của Xu và cs. [1] và Lu và cs. [2]. Tương tự, Fiorillo và cs. [3] phát triển phương pháp sử dụng thuật toán tìm kiếm hòa âm (HS) để tối ưu mạng thoát nước, tập trung cực tiểu hóa chi phí. Li và cs. [4] đề xuất thiết kế tối ưu cho hệ thống thoát nước mưa đô thị bằng thuật toán tiến hóa dựa trên dữ liệu trực tuyến. Son và cs. [5] phát triển khung tối ưu dựa trên thuật toán Rao cho hệ thống thoát nước đô thị sử dụng chương trình mô hình quản lý nước mưa một chiều (Storm Water Management Model, SWMM). Các ví dụ này nhấn mạnh ứng dụng đa dạng của thuật toán metaheuristic trong tối ưu hóa hệ thống thoát nước đô thị và hạ tầng liên quan, giúp vượt qua các độ phức tạp trong thiết kế hệ thống hiệu quả trước những thách thức đô thị và môi trường đang thay đổi.

Trong các nhiệm vụ thiết kế thực tế, thông thường nhiều hàm mục tiêu cần được xem xét đồng thời để đáp ứng các yêu cầu chi phí và kỹ thuật khác nhau. Các bài toán phức tạp này đôi khi được đơn giản hóa thành bài toán tối ưu đơn mục tiêu (SOO) bằng phương pháp trọng số. Tuy nhiên, cách tiếp cận này có thể không hiệu quả, đặc biệt khi các mục tiêu xung đột và đòi hỏi đánh đổi. Do đó, tối ưu đa mục tiêu (MOO) - đánh giá đồng thời nhiều hàm mục tiêu - đã thu hút sự quan tâm lớn trong nhiều lĩnh vực nghiên cứu [6-10]. Khác với SOO chỉ cho một nghiệm tối ưu duy nhất, MOO tìm tập hợp các nghiệm không bị chi phối (Pareto optimal). Mục tiêu chính của MOO là khám phá và xác định càng nhiều nghiệm Pareto càng tốt, hỗ trợ ra quyết định tốt hơn trong các tình huống có mục tiêu xung đột.

Trong lĩnh vực thiết kế hệ thống thoát nước đô thị, các thuật toán metaheuristic đa mục tiêu liên tục được đề xuất và áp dụng. Hesarkazzazi và cs. [11] giới thiệu khung sáng tạo dựa trên lý thuyết đồ thị để tạo bố trí đường ống thoát nước. Azari và Tabesh [12] sử dụng thuật toán phân loại không chi phối II (NSGA-2) kết hợp chỉ số bền vững toàn diện mới để tối ưu hệ thống thoát nước mưa đô thị. Tansar và cs. [13] đề xuất khung ra quyết định đa mục tiêu nhằm tối ưu hạ tầng xanh-xám bằng cách cân bằng giữa lợi ích và chi phí đầu tư trong các điều kiện khác nhau. Một số nghiên cứu xem thiết kế hệ thống thoát nước đô thị là bài toán tối ưu nhiều mục tiêu (hơn ba mục tiêu) [14-15]. Định lý “Không có bữa trưa miễn phí” (No Free Lunch) [16] chỉ ra rằng không có thuật toán tối ưu nào vượt trội hoàn toàn với mọi loại bài toán tối ưu. Điều này ngụ ý không có thuật toán nào tốt hơn tất cả các thuật toán khác trong mọi tình huống. Tuy nhiên, đối với các lớp bài toán tối ưu cụ thể, việc xác định thuật toán metaheuristic hiệu quả dựa trên đặc trưng riêng là khả thi và cần thiết. Do đó, việc phát triển

và đánh giá các thuật toán metaheuristic mới vẫn tiếp tục thu hút các nhà khoa học toàn cầu nhằm cải thiện nghiệm cho các thách thức tối ưu khác nhau.

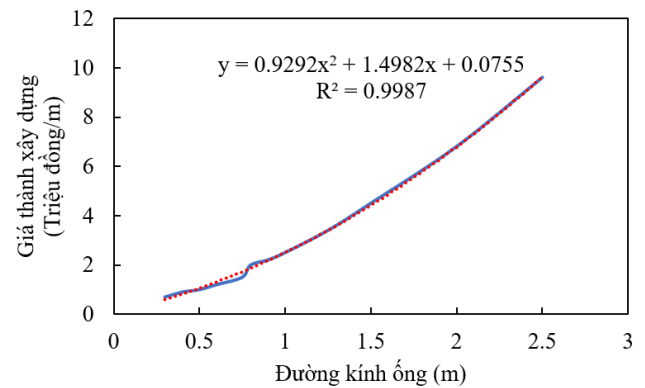
Dựa trên các phân tích trên, bài báo này trình bày chiến lược tối ưu đa mục tiêu để ưu tiên các phương án xây dựng hệ thống thoát nước đô thị. Phương pháp nhằm cực tiểu hóa hai mục tiêu chính: tổng chi phí xây dựng và tổng thể tích ngập úng, bằng cách lựa chọn tiết diện ống phù hợp từ tập rời rạc định trước. Hành vi thủy lực của hệ thống được phân tích bằng SWMM một chiều [17]. Bài toán tối ưu được giải bằng thuật toán MOEA/D-EpDE [18]. Hiệu quả của cách tiếp cận được minh họa qua nghiên cứu trường hợp hệ thống thoát nước đô thị tại thành phố Chuncheon, tỉnh Gangwon, Hàn Quốc.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Thiết lập bài toán tối ưu đa mục tiêu cho hệ thống thoát nước đô thị

Trong nghiên cứu này, hai mục tiêu chính được xem xét bao gồm: (1) tổng chi phí xây dựng và (2) tổng thể tích ngập úng, với biến thiết kế là tiết diện các đường ống. Thông thường, ống được chọn từ danh sách chuẩn có nhiều hình dạng và kích thước khác nhau. Để đơn giản, nghiên cứu này chỉ xem xét hình dạng ống, coi biến thiết kế là các lựa chọn rời rạc từ danh sách xác định. Lưu ý rằng chi phí xây dựng các kích thước ống khác nhau thay đổi đáng kể do khác biệt về vật liệu, lắp đặt và sản xuất. Vì vậy, đánh giá chính xác tổng chi phí hệ thống đòi hỏi thu thập dữ liệu chi phí cho từng loại ống.

Để hợp lý, danh sách kích thước ống và chi phí tương ứng tại Việt Nam được giả thiết như trình bày ở Bảng 1. Từ danh sách này, đường cong quan hệ giữa đường kính ống và chi phí được xây dựng như Hình 1.



Hình 1. Đường cong quan hệ giữa đường kính ống và chi phí.

Hai hàm mục tiêu được định nghĩa như sau:

$$\text{Tối thiểu hóa } F_1(X) = \sum_{j=1}^N \left(c(x_j) \sum_{j=1}^{n_j} L_j \right) \quad \text{với } X = (x_1, \dots, x_N) \quad (1)$$

$$\text{Tối thiểu hóa } F_2(X) = \text{total_nodal_flooding} \quad (2)$$

trong đó X là vec-tơ biến thiết kế, x_i là đường kính ống cho biến thiết kế thứ i ; $c(x_i)$ là giá thành xây dựng đơn vị được tính dựa trên công thức trong Hình 1; n_i là số đường ống sử dụng loại ống loại x_i ; và L_{ij} là chiều dài đường ống thứ j với loại ống x_i . Total_nodal_flooding là tổng thể tích ngập bề mặt tại tất cả các nút trong mạng, được tính từ mô hình SWMM.

Bảng 1. Danh sách kích thước ống.

Đường kính (m)	Giá thành xây dựng (Triệu đồng/m)
0.3	0.70
0.4	0.90
0.5	1.00
0.6	1.20
0.75	1.50
0.8	2.00
0.9	2.20
1.0	2.50
1.25	3.40
1.5	4.50
2.0	6.80
2.5	9.60

Ràng buộc đầu tiên đáp ứng yêu cầu thực tế: đường kính ống đoạn trước không được lớn hơn đường kính ống đoạn sau:

$$C_i^{con}(X) = \left(\frac{x_i^{truoc}}{x_i^{sau}} \right) - 1 \leq 0 \quad \text{với } i = 1, \dots, n_c \quad (3)$$

trong đó n_c là kết nối ống-ống (thường tại giếng thăm); x_i^{truoc} và x_i^{sau} là đường kính ống trước và sau tại kết nối ống-ống.

Ràng buộc thứ hai là giới hạn vận tốc dòng chảy trong đoạn ống:

$$C^{velo\ min}(X) = 1 - \frac{\min(flow_velocity(i))}{0.3} \leq 0 \quad i = 1, \dots, n_{link} \quad (4)$$

$$C^{velo\ max}(X) = \frac{\max(flow_velocity(i))}{4} - 1 \leq 0 \quad i = 1, \dots, n_{link} \quad (5)$$

trong đó $flow_velocity(i)$ là vận tốc dòng chảy trong đoạn ống thứ i .

Để áp dụng thuật toán metaheuristic cho bài toán có điều kiện ràng buộc được mô tả ở trên, cần phải chuyển đổi nó thành bài toán không có ràng buộc. Để thực hiện chuyển đổi này, phương pháp phạt được sử dụng trong nghiên cứu này. Các ràng buộc được kết hợp vào hàm mục tiêu, phương trình gốc công thức (1) được chuyển đổi như sau:

$$\text{Tối thiểu hóa } F_1^{un}(X) = F_1(X) \times (1 + \alpha_1 \beta_1 + \alpha_2 \beta_2 + \alpha_3 \beta_3) \quad (6)$$

$$\text{Tối thiểu hóa } F_2^{un}(X) = F_2(X) \times (1 + \alpha_1 \beta_1 + \alpha_2 \beta_2 + \alpha_3 \beta_3) \quad (7)$$

trong đó:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \sum_{i=1}^{n_c} \max(C_i^{con}, 0) \\ \beta_2 &= \max(C^{velo\ max}, 0) \\ \beta_3 &= \max(C^{velo\ min}, 0) \end{aligned} \quad (8)$$

với α_1 , α_2 và α_3 là các tham số phạt. Các tham số phạt phải đủ lớn để loại bỏ nghiệm không khả thi trong quá trình tối ưu. Tuy nhiên, nếu quá lớn, tối ưu có thể khó tìm nghiệm khả thi. Trong nghiên cứu này, các tham số phạt được chọn là: $\alpha_1 = 2$ và $\alpha_2 = \alpha_3 = 10$.

2.2. Mô hình hóa hệ thống thoát nước bằng SWMM

Trong bài toán tối ưu trên, mục tiêu thứ hai cũng như ràng buộc thứ hai và thứ ba tập trung vào việc hiểu và quản lý hành vi động của dòng chảy trong mạng thoát nước đô thị. Các hành vi động này rất quan trọng vì chúng ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng xử lý tải nước biến đổi và ngăn ngập úng. Để đánh giá chính xác các ràng buộc này, chúng tôi sử dụng SWMM [17] – công cụ mạnh mẽ do Cơ quan Bảo vệ Môi trường Hoa Kỳ phát triển. Cụ thể, SWMM5, phiên bản mới nhất, là mô hình thủy lực một chiều mã nguồn mở nổi tiếng với khả năng mô phỏng toàn diện cả động lực thủy văn và chất lượng nước của hệ thống thoát nước đô thị.

SWMM5 đặc biệt phù hợp cho mô hình hóa nhờ tính linh hoạt trong xử lý các điều kiện dòng chảy khác nhau. Nó có thể mô phỏng dòng chảy ổn định (cho mưa đều), dòng sóng động học và dòng sóng động lực hoàn chỉnh (cho mưa đột ngột, cường độ cao). Bằng cách nhập dữ liệu mưa chi tiết vào SWMM5, phân tích mô phỏng toàn diện mạng thoát nước đô thị được thực hiện, qua đó xác định các thông số quan trọng như thể tích ngập bề mặt tại từng giếng thăm và vận tốc dòng chảy tại từng đoạn ống trong mạng.

Các kết quả này không chỉ là đầu ra mà còn là yếu tố quan trọng để đánh giá sự tuân thủ ràng buộc của hệ thống. Ví dụ, duy trì vận tốc dòng chảy trong giới hạn nhất định là cần thiết để tránh xói mòn ống và duy trì chất lượng nước. Tương tự, dự báo chính xác thể tích ngập úng giúp đánh giá rủi ro tràn và thiết kế biện pháp giảm nhẹ. Cách tiếp cận toàn diện này đảm bảo mạng thoát nước bền vững, hiệu quả và có khả năng hoạt động ổn định dưới các áp lực môi trường khác nhau, từ đó đạt được mục tiêu thiết kế hệ thống thoát nước vững chắc.

2.3. MOEA/D-EpDE

MOEA/D-EpDE được các tác giả giới thiệu gần đây trong [18] như một thuật toán tối ưu đa mục tiêu tiên tiến. Nó tích hợp thuật toán tiến hóa đa mục tiêu dựa trên phân rã với phân bổ tài nguyên động (MOEA/D_DRA) [19] và tiến hóa vi phân dựa trên pbest (EpDE) cho tối ưu đơn mục tiêu [20-22]. EpDE sử dụng kỹ thuật đột biến 'DE/pbest/1', tạo cá thể thử từ các cá thể hiệu suất cao. Kỹ thuật này cân bằng giữa hai chiến lược đột biến DE: 'DE/rand/1' và 'DE/best/1', tối ưu hóa cả khả

năng thăm dò và khai thác của EpDE. Các nghiên cứu cho thấy EpDE tìm được nghiệm toàn cục tốt hơn và hội tụ nhanh hơn. Ngoài ra, kho lưu trữ bên ngoài được tích hợp để nâng cao hiệu suất thuật toán.

Thuật toán MOEA/D dựa trên ý tưởng phân rã bài toán đa mục tiêu thành nhiều bài toán đơn mục tiêu (SOO), mỗi bài toán tương ứng một nghiệm Pareto. Mặt Pareto của bài toán đa mục tiêu có thể được chia thành nhiều bài toán SOO giải riêng lẻ. Trong MOEA/D gốc, mỗi bài toán con được phân bổ tài nguyên tính toán bằng nhau. Tuy nhiên, do độ phức tạp khác nhau giữa các bài toán con, MOEA/D_DRA được đề xuất để phân bổ tài nguyên linh hoạt theo độ phức tạp của từng bài toán con tại mỗi thế hệ.

Khung MOEA/D_DRA giúp phân rã bài toán đa mục tiêu thành các bài toán SOO dễ quản lý, mỗi bài toán được giải bằng thuật toán metaheuristic đơn mục tiêu. Hiệu quả của quá trình phụ thuộc lớn vào hiệu suất của thuật toán tối ưu đơn mục tiêu được sử dụng. Với ý tưởng này, MOEA/D-EpDE được thiết kế bằng cách tích hợp thuật toán EpDE vào khung MOEA/D_DRA, sử dụng kho lưu trữ bên ngoài để tinh chỉnh kết quả thêm. Các bước chính của thuật toán MOEA/D-EpDE được trình bày như sau [19]:

Bước 1: Khởi tạo

Quá trình tối ưu bắt đầu bằng phân rã bài toán đa mục tiêu (MOO) thành N bài toán đơn mục tiêu bằng phương pháp Tchebycheff và N vector trọng số $\lambda^j = \{\lambda_1^j, \lambda_2^j, \dots, \lambda_m^j\}^T$. Một quần thể ban đầu P^0 gồm NP cá thể X_i^0 được tạo ngẫu nhiên, và tập lưu trữ ngoài "Ex" được khởi tạo với P^0 . Một tập lân cận $B(i) = \{i_1, \dots, i_T\}$ được định nghĩa cho mỗi bài toán đơn mục tiêu (i), bao gồm T chỉ số của các bài toán con gần nhất với bài toán i, xác định bởi T vector trọng số gần nhất. Vector tham chiếu $Z = \{z_1, \dots, z_m\}^T$ lưu các giá trị tốt nhất z_i theo hàm mục tiêu f_i . Các hệ số $\pi^i = 1$ được khởi tạo cho $(i = 1, \dots, N)$.

Bước 2: Chọn bài toán con để tối ưu

(N/5-m) bài toán con được lựa chọn dựa trên giá trị π^i , lưu trong tập I.

Bước 3: Quá trình tiến hóa

Với mỗi bài toán con trong I:

Bước 3.1: Tạo cá thể tiềm năng

Tạo cá thể tiềm năng U bằng kỹ thuật đột biến EpDE, trong đó X_{pbest} , $X_{r_2}^0$ và $X_{r_3}^0$ được chọn từ tập lân cận $B(i)$ với xác suất nhất định hoặc ngẫu nhiên từ toàn quần thể P^0 . Bước này loại bỏ các kỹ thuật đột biến khác như đột biến đa thức, giảm độ phức tạp thuật toán.

Bước 3.2: Cập nhật Z

Nếu điều kiện $z_j > f_j(U)$ được thỏa mãn thì đặt $z_j = f_j(U)$.

Bước 3.3: Cập nhật tập lân cận

Với các chỉ số j ngẫu nhiên trong $B(i)$, nếu $g^{te}(U \setminus \lambda^j, Z) < g^{te}(X_j^0 \setminus \lambda^j, Z)$, thì X_j^0 được thay thế bởi U trong quần thể.

Bước 4: Cập nhật tập lưu trữ bên ngoài "Ex"

Loại bỏ các cá thể bị chi phối trong "Ex" bởi U , và U được thêm vào "Ex" nếu không có cá thể nào trong "Ex" chi phối nó, sử dụng phân loại không chi phối và khoảng cách đồng đúc từ thuật toán NSGA2.

Bước 5: Cập nhật π^i

Giá trị π^i được cập nhật định kỳ sau một số thế hệ nhất định (ví dụ sau 30 thế hệ) theo công thức đã định.

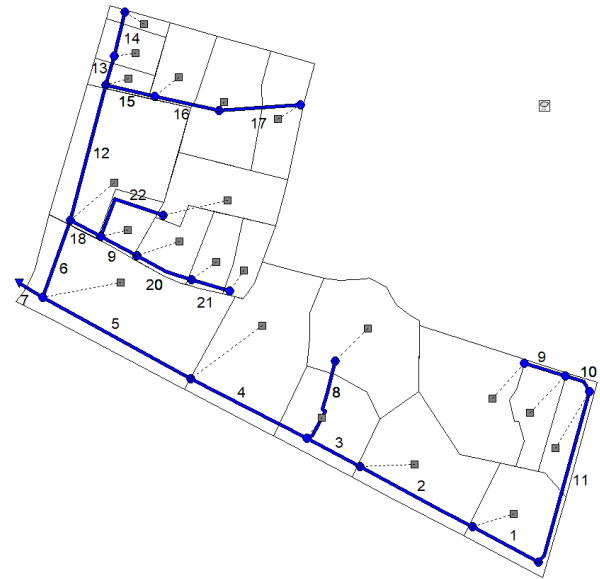
Bước 6: Kết thúc

Lặp lại các Bước 2 đến 5 cho đến khi đạt điều kiện dừng. Tập nghiệm Pareto cuối cùng có thể lấy từ quần thể cuối hoặc kho lưu trữ bên ngoài.

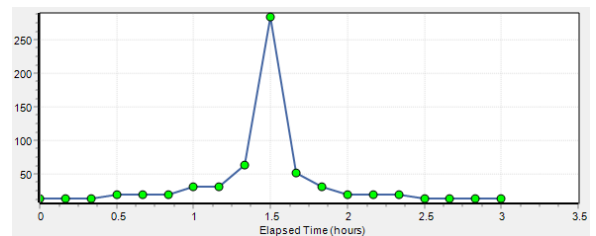
Trong Bước 3.1, giá trị X_{pbest} được xác định bằng việc tính lại $g^{te}(X \setminus \lambda^i, Z)$ cho toàn bộ cá thể trong tập lân cận và lựa chọn ngẫu nhiên từ nhóm $p * 100\%$ cá thể tốt nhất. Trong Bước 4, tập lưu trữ bên ngoài "Ex" được quản lý bằng kỹ thuật phân loại không chi phối và khoảng cách đồng đúc từ thuật toán NSGA2, duy trì tính đa dạng và nghiệm tối ưu.

3. Trường hợp nghiên cứu

Trong phần này, mạng lưới thoát nước nằm ở thành phố Chuncheon, tỉnh Gangwon (Hàn Quốc) sẽ được nghiên cứu. Việc hiệu chỉnh SWMM cho mạng lưới cụ thể này đã được thực hiện bởi Lee và cs. [23], với thông tin chi tiết có trong tài liệu tham khảo [24]. Khu vực nghiên cứu trải rộng trên diện tích 6.6925 ha và được chia thành 21 tiểu lưu vực, như minh họa trong Hình 2. Mạng lưới thoát nước bao gồm 22 ống dẫn, đường kính của chúng được sử dụng làm biến thiết kế cho nghiên cứu trường hợp này.



Hình 2. Mạng thoát nước Chuncheon.

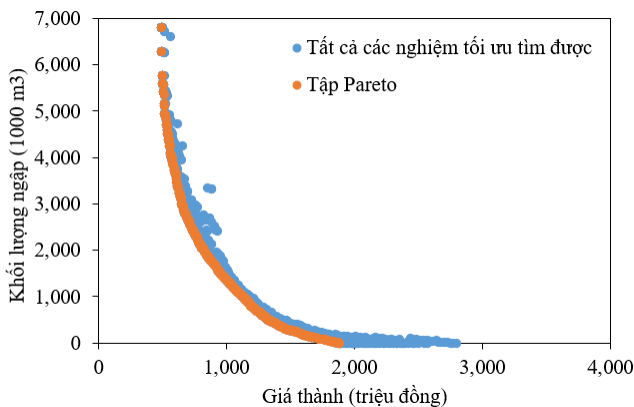


Hình 3. Chuỗi thời gian mưa thiết kế.

Tập các đường kính cống cho trước là (0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1, 1.2, 1.3, 1.4, 1.5, 1.6, 1.7, 1.8, 1.9, 2.0, 2.1, 2.2, 2.3, 2.4, 2.5) (m). chiều dài các đoạn cống là: 52, 89.7, 42.02, 91.14, 118.55, 57.52, 19.15, 61.49, 30.16, 21.68, 125.43, 97.53, 21.62, 31.64, 35.0, 46.23, 57.0, 24.5, 28.29, 42.32, 27.77 và 63.72 (m). Nghiên cứu sử dụng trận mưa thiết kế chu kỳ 100 năm làm chuẩn. Dữ liệu mưa kéo dài 3 giờ với khoảng thời gian 10 phút, chuỗi thời gian như sau: 13.74, 13.74, 13.74, 19.83, 19.83, 19.83, 31.97, 31.97, 63.85, 283.3, 51.54, 31.97, 19.83, 19.83, 19.83, 13.74, 13.74, 13.74, and 13.74, như thể hiện ở Hình 3.

Các tham số cho thuật toán MOEA/D-EpDE được cấu hình như sau: Với thành phần EpDE, các tham số được đặt ($A=1$) và ($B=1$) để đơn giản. Xác suất lai chéo sử dụng tập lân cận cố định ở 0.9. Tập lưu trữ bên ngoài có kích thước tối đa là 200, trong khi kích thước quần thể là 100. Tổng số lần đánh giá hàm mục tiêu thực hiện là 30,000. Mỗi thuật toán được chạy độc lập 20 lần để đánh giá sự ổn định.

Trong bài toán tối ưu này, tập Pareto chính xác chưa được xác định. Do vậy, để có cơ sở so sánh hiệu suất các thuật toán, tập Pareto xấp xỉ được sử dụng trên cơ sở xác định nó từ toàn bộ các nghiệm tối ưu tìm được của tất cả các lần chạy của các thuật toán. Hình 4 minh họa tập Pareto gần đúng được xác định theo nguyên tắc trên. Tập Pareto này thể hiện sự đánh đổi giữa hai mục tiêu: tổng chi phí xây dựng (trục hoành) và tổng thể tích ngập úng (trục tung). Các điểm trên tập Pareto phân bố đều đặn, bao phủ một khoảng rộng từ các giải pháp có chi phí thấp nhưng ngập úng cao đến các giải pháp chi phí cao hơn nhưng giảm thiểu ngập úng hiệu quả. Tập Pareto gần đúng đạt được sự cân bằng tốt, với chi phí tối thiểu khoảng 0.5 tỷ đồng và thể tích ngập úng giảm xuống dưới 10,000 m³ ở các điểm cực trị.

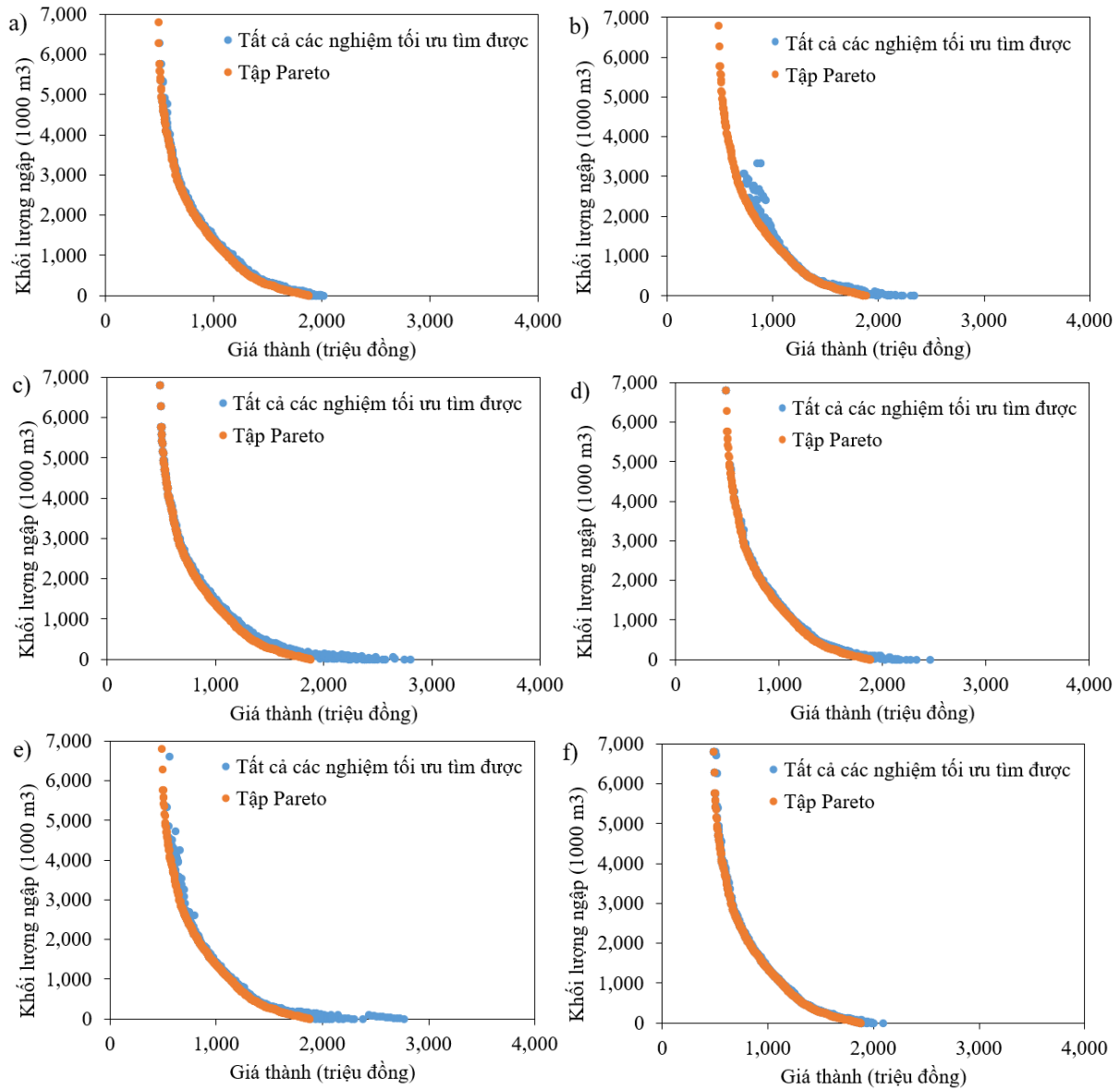


Hình 4. Tập Pareto gần đúng từ toàn bộ nghiệm tối ưu tìm được.

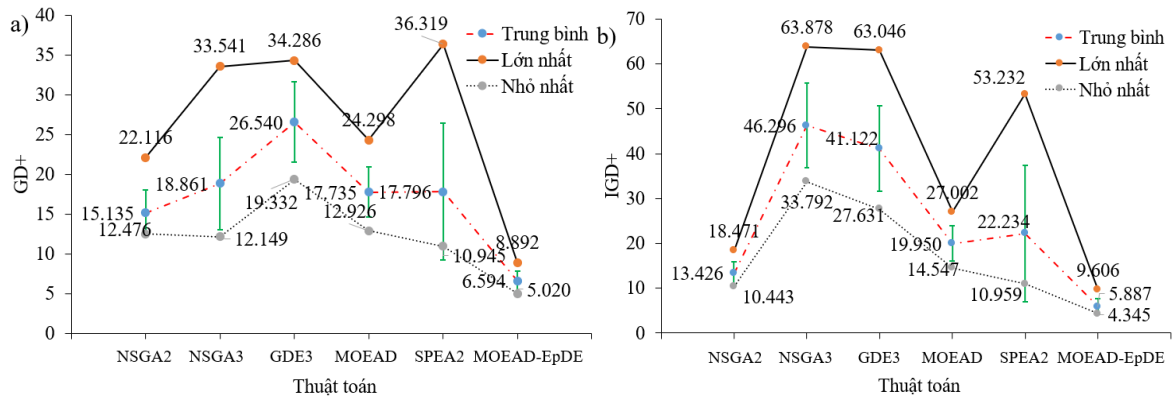
Để làm rõ hơn hiệu suất của các thuật toán, Hình 5 so sánh tập Pareto gần đúng với các nghiệm tối ưu tìm được từ các thuật toán khác nhau: (a) NSGA2, (b) phân loại không chỉ phối 3 (NSGA3), (c) Tiến hóa vi sai tổng quát 3 (GDE3), (d) MOEA/D, (e) thuật toán tiến hóa Pareto mạnh 2 (SPEA2) và (f) MOEA/D-EpDE. Kết quả cho thấy MOEA/D-EpDE có phân bố sát với tập Pareto nhất, với các điểm phân bố đều và bao phủ tốt hơn so với các thuật toán còn lại. NSGA2 (a) và NSGA3 (b) thể hiện sự hội tụ tốt ở vùng chi phí thấp nhưng thiếu đa dạng ở vùng ngập thấp. GDE3 (c) và SPEA2 (e) có nghiệm tối ưu phân bố khá tốt nhưng vẫn tập trung nhiều ở vùng có giá thành cao và khối lượng ngập thấp, trong khi MOEA/D gốc (d) cải thiện hơn nhưng vẫn kém MOEA/D-EpDE về độ phủ và chất lượng điểm cực trị. Tổng thể, MOEA/D-EpDE vượt trội nhờ tích hợp EpDE và kho lưu trữ bên ngoài, giúp khai thác tốt hơn không gian nghiệm rời rạc của bài toán.

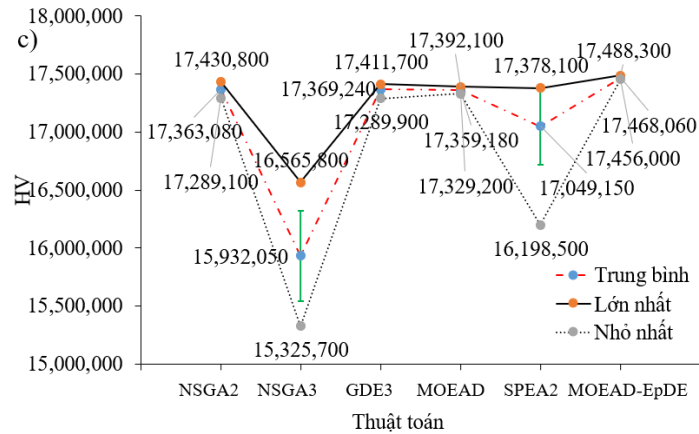
Hình 6 trình bày thống kê các chỉ số đánh giá hiệu suất: (a) Khoảng cách thế hệ cải tiến (GD+), (b) Khoảng cách thế hệ đảo cải tiến (IGD+) và (c) Siêu khối lượng (HV). MOEA/D-EpDE thể hiện hiệu suất tốt hơn các thuật toán khác ở cả 3 chỉ số với giá trị GD+ và IGD+ nhỏ nhất và HV lớn nhất. Cụ thể, MOEA/D-EpDE có giá trị GD+ và IGD+ lần lượt là 6.594 và 5.887, thấp hơn rất nhiều so với thuật toán tiếp theo đó là NSGA2 với giá trị lần lượt là 15.135 và 13.426. Xếp thứ 3 là MOEA/D với chỉ số GD+ và IGD+ thấp và ổn định hơn các thuật toán GDE3, NSGA3 và SPEA2. Trong 3 thuật toán còn lại, NSGA3 có chỉ số GD+ tốt hơn so với GDE3 và SPEA2 nhưng chỉ số IGD+ lại không tốt bằng chứng tỏ tính hội tụ của NSGA3 tốt nhưng đa dạng còn yếu. Về HV, MOEA/D-EpDE có giá trị HV là 17,468,060, xếp thứ nhất, tiếp theo là GDE3 với 17,369,240, NSGA2 với 17,363,080. MOEA/D cũng có giá trị HV khá tốt với độ phân tán ít đứng tiếp sau. Đứng cuối cùng là NSGA3 với giá trị trung bình của HV là 15,932,050 và độ phân tán lớn. Các kết quả này xác nhận MOEA/D-EpDE hiệu quả hơn trong việc cân bằng hội tụ và đa dạng, đặc biệt phù hợp với bài toán có ràng buộc thùy lực và không gian rời rạc.

Hình 7 thống kê giá trị tối thiểu của các hàm mục tiêu: (a) mục tiêu thứ nhất (tổng chi phí xây dựng) và (b) mục tiêu thứ hai (tổng thể tích ngập úng). Đối với mục tiêu chi phí, nhiều thuật toán tìm được chi phí xây dựng nhỏ nhất là 488.4 (triệu đồng). Tuy nhiên, MOEA/D-EpDE, MOEA/D và GDE3 nổi trội hơn khi luôn tìm được kết quả tốt nhất này so với 3 thuật toán còn lại. Với mục tiêu ngập úng, các thuật toán luôn tìm được giải pháp thiết kế đảm bảo không bị ngập (khối lượng ngập là 0) ngoại trừ MOEA/D có một lần chạy không tìm được nghiệm không ngập. Điều này góp phần chứng minh sức mạnh của các thuật toán đa mục tiêu trong việc giải quyết các bài toán dạng này. Tổng hợp các chỉ số được xem xét trên, MOEA/D-EpDE cho thấy hiệu suất vượt trội so với NSGA2, NSGA3, GDE3, MOEA/D và SPEA2.

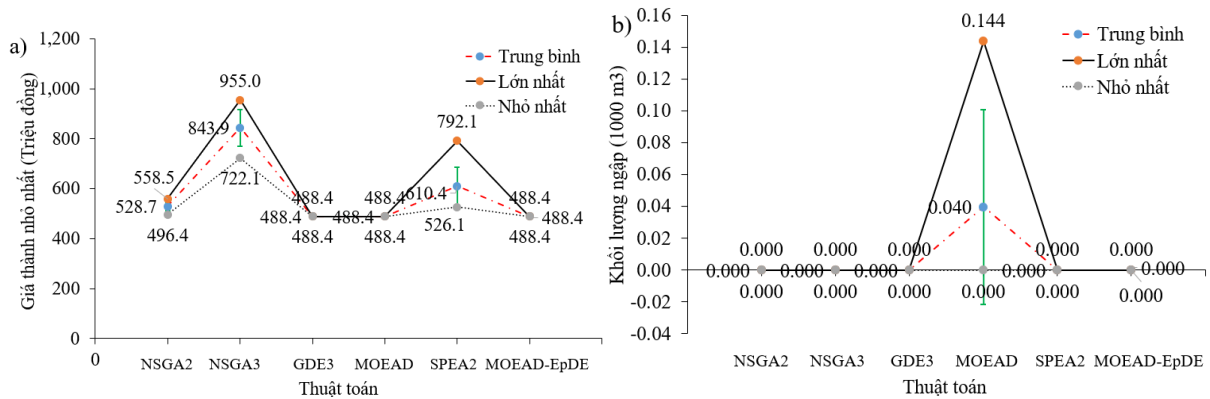


Hình 5. Tập Pareto gần đúng so sánh với các thuật toán: a) NSGA2, b) NSGA3, c) GDE3, d) MOEA/D, e) SPEA2 và f) MOEA-EPDE.





Hình 6. Thống kê các tham số đánh giá các thuật toán: a) GD+, b) IGD+, c) HV.



Hình 7. Thống kê giá trị tối thiểu các hàm mục tiêu tìm được đối với a) Mục tiêu thứ nhất, b) Mục tiêu thứ hai.

4. Kết luận

Nghiên cứu này đã đề xuất và áp dụng thành công phương pháp tối ưu hóa đa mục tiêu dựa trên thuật toán MOEA/D-EpDE để lựa chọn phương án kích thước tiết diện cống cho hệ thống thoát nước đô thị, nhằm cực tiểu hóa đồng thời tổng chi phí xây dựng và thể tích ngập. Bằng cách tích hợp mô hình thủy lực SWMM để đánh giá hiệu suất hệ thống, phương pháp đã xử lý hiệu quả các ràng buộc thực tế như tỷ lệ đường kính cống và giới hạn vận tốc dòng chảy, đồng thời chuyển đổi bài toán có ràng buộc thành không ràng buộc qua phương pháp phạt.

Qua nghiên cứu trường hợp hệ thống thoát nước tại thành phố Chuncheon, Hàn Quốc, kết quả cho thấy MOEA/D-EpDE đã tìm được tập Pareto gần đúng đa dạng và chất lượng cao, với sự phân bố đều đặn giữa hai mục tiêu xung đột. So sánh với các thuật toán khác (NSGA2, NSGA3, GDE3, MOEA/D và SPEA2), MOEA/D-EpDE vượt trội về các chỉ số GD+, IGD+ và HV, chứng tỏ khả năng hội tụ nhanh hơn, đa dạng tốt hơn, và hiệu quả trong việc tìm nghiệm cực trị (chi phí tối thiểu khoảng 488.4 triệu đồng và khối lượng ngập giảm xuống 0 m³). Điều này khẳng định lợi thế của thuật toán đề xuất trong việc cân bằng thăm dò và khai thác, đặc biệt phù hợp với không gian nghiệm rời rạc và ràng buộc thủy lực phức tạp.

Phương pháp đề xuất không chỉ cung cấp công cụ hữu ích cho quản lý hạ tầng đô thị mà còn hỗ trợ ra quyết định linh hoạt, cân nhắc giữa chi phí và rủi ro ngập lụt. Hướng nghiên cứu tương lai có thể mở rộng bằng cách tích hợp các mục tiêu khác như bền vững môi trường hoặc thích ứng biến đổi khí hậu, cũng như áp dụng cho các mạng lưới thoát nước lớn hơn với nhiều ràng buộc thực tế hơn.

Tài liệu tham khảo

- [1]. H. Xu, C. Ma, K. Xu, J. Lian, Y. Long, "Staged optimization of urban drainage systems considering climate change and hydrological model uncertainty", *Journal of Hydrology*, 587, 124959 (2020).
- [2]. J. Lu, J. Liu, Y. Yu, C. Liu, X. Su, "Network Structure Optimization Method for Urban Drainage Systems Considering Pipeline Redundancies", *International Journal of Disaster Risk Science*, 13, 793–809 (2022).
- [3]. D. Fiorillo, F.D. Paola, G. Ascione, M. Giugni, "Drainage Systems Optimization Under Climate Change Scenarios", *Water Resources Management*, 37, 2465–2482 (2023).
- [4]. X. Li, J. Hou, J. Chai, Y. Du, H. Han, S. Yang, X. Gao, X. Yang, "An Online Data-Driven Evolutionary Algorithm-Based Optimal Design of Urban Stormwater-Drainage Systems", *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 11(11), 04022041 (2022).
- [5]. T.S. Cao, V.H. Truong, N.T. Nguyen, "An efficient optimization framework for Urban drainage system design", *Proceedings of XXVII International*

- Scientific Conference on Advance in Civil Engineering “Construction the Formation of Living Environment” (FORM-2024), E3S Web Conf., 533, 05001 (2024).
- [6]. 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, 62, 106226 (2024).
- [7]. T.S. Cao, T.T.T. Nguyen, V.S. Nguyen, V.H. Truong, H.H. Nguyen, “Performance of Six Metaheuristic Algorithms for Multi-Objective Optimization of Nonlinear Inelastic Steel Trusses”, Buildings, 13(4), 868 (2023).
- [8]. P. Zadeh, M. Mohagheghi, “An efficient Bi-level hybrid multi-objective reliability-based design optimization of composite structures”, Composite structures, 296, 115862 (2022).
- [9]. V.H. Truong, T.T.T. Nguyen, H.T. Thai, S. Tangaramvong, “Machine learning-based method using adaptive differential evolution for optimizing nonlinear steel frames”, Structural and Multidisciplinary Optimization, 68(11), 229 (2025).
- [10]. V.H. Truong, S. Tangaramvong, H.A. Pham, M.C. Nguyen, R. Su, “An efficient archive-based parameter-free multi-objective Rao-DE algorithm for bi-objective optimization of truss structures”, Computers & Structures, 308, 107647 (2025).
- [11]. S. Hesarkazzazi, M. Hajibabaei, A.E. Bakhshipour, U. Dittmer, A. Haghighi, R. Sitzenfrei, “Generation of optimal (de)centralized layouts for urban drainage systems: A graph-theory-based combinatorial multi-objective optimization framework”, Sustainable Cities and Society, 81, 103827 (2022).
- [12]. B. Azari, M. Tabesh, “Urban storm water drainage system optimization using a sustainability index and LID/BMPs”, Sustainable Cities and Society, 76, 103500 (2022).
- [13]. H. Tansar, H. Duan, O. Mark, “A multi-objective decision-making framework for implementing green-grey infrastructures to enhance urban drainage system resilience”, Journal of Hydrology, 620, 129381 (2023).
- [14]. O. Seyedashraf, A. Bottacin-Busolin, J. Harou, “Many-objective optimization of sustainable drainage systems in urban areas with different surface slopes”, Water Resource Management, 35(8), 2449-2464 (2021).
- [15]. Y. Wu, S. Zheng, J. Wang, Q. Liu, “An integrated decision-making framework based on many-objective brain storming optimization for urban drainage system design”, IEEE Access, 10, 93502-93512 (2022).
- [16]. D. Wolpert, W. Macready, “No Free Lunch Theorems for Optimization”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1), 67-82 (1997).
- [17]. A. Pathirana, “SWMM5 Python 5.2.1”. Địa chỉ: <https://pypi.org/project/SWMM5> [Truy cập 30/01/2025].
- [18]. 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, 197, 103752 (2024).
- [19]. Q. Zhang, W. Liu, H. Li, “The performance of a new version of MOEA/D on CEC09 unconstrained MOP test instances”, 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Trondheim, Norway, 203-208 (2009).
- [20]. 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, 14(2), 65-75 (2020).
- [21]. Q.A. Vu, T.S. Cao, H.H. Nguyen, V.H. Truong, M.H. Ha, “An efficient differential evolution-based method for optimization of steel frame structures using direct analysis”, Structures, 51, 67-78 (2023).
- [22]. V.H. Truong, S. Tangaramvong, G. Papazafeiropoulos, “An efficient LightGBM-based differential evolution method for nonlinear inelastic truss optimization”, Expert Systems with Applications, 237(Part B), 121530 (2024).
- [23]. H. Lee, W. Woo, Y.S. Park, “A User-Friendly Software Package to Develop Storm Water Management Model (SWMM) Inputs and Suggest Low Impact Development Scenarios”, Water, 12(9), 2344 (2020).
- [24]. Park Y.S, “np slab”. Địa chỉ: <http://np slab.kongju.ac.kr/> [Truy cập: 15/01/2025].