



Danh sách nội dung có sẵn tại [SciVerse ScienceDirect](#)

Ứng dụng kỹ thuật của trí tuệ nhân tạo

trang chủ tạp chí: www.elsevier.com/locate/engappai



Tối ưu hóa đa mục tiêu sử dụng thuật toán tối ưu hóa dạy-học

Phùng Trâu ^{a,b}, Lôi Vũ ^{ơng} ^{MỘT}, Xinhong Hei ^{hai} ^{hai}, Debao Chen ^b, Bân Vũ ^{ơng} ^{hai}

^a Trường Khoa học và Kỹ thuật Máy tính, Đại học Công nghệ Tây An, Xi'an 710048, Trung Quốc
^b Trường Vật lý và Thông tin Điện tử, Đại học Sư phạm Hoài Bắc, Hoài Bắc 235000, Trung Quốc

thông tin bài viết

Lịch sử bài viết:

Nhận ngày 8 tháng 5 năm 2012
Nhận được ở dạng sửa đổi

30 Tháng mười 2012

Chấp nhận ngày 12 tháng 11 năm 2012
Có sẵn trực tuyến ngày 21 tháng 12 năm 2012

từ khóa:

Tối ưu hóa dựa trên dạy-học
Tối ưu hóa đa mục tiêu
sắp xếp không thống trị
khoảng cách đồng đức

trường từ vựng

Hai mục tiêu chính trong tối ưu hóa đa mục tiêu là thu được một tập hợp các giải pháp không bị chi phối càng gần với mặt trận Pareto thực (PF) càng tốt và duy trì một giải pháp được phân phối tốt dọc theo mặt trận Pareto. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất thuật toán tối ưu hóa dạy-học (TLBO) cho bài toán tối ưu đa mục tiêu (MOPs). Trong thuật toán của chúng tôi, chúng tôi áp dụng khái niệm sắp xếp không thống trị và cơ chế tính toán khoảng cách đồng đức. Giáo viên của người học được chọn trong số các giải pháp không thống trị hiện tại có giá trị khoảng cách đồng đức cao nhất và trọng tâm của các giải pháp không thống trị từ kho lưu trữ hiện tại được chọn làm Giá trị trung bình của người học.

Hiệu năng của thuật toán đề xuất được khảo sát trên tập hợp một số bài toán chuẩn và các bài toán ứng dụng thực tế, kết quả cho thấy thuật toán đề xuất là một phương pháp thách thức đối với các thuật toán đa mục tiêu.

© 2012 Elsevier Ltd. Mọi quyền được bảo lưu.

1. Giới thiệu

Trong nhiều trường hợp, hầu hết các vấn đề thiết kế kỹ thuật, chẳng hạn như quyết định đầu tư, lập trình thành phố, quản lý chuỗi cung ứng, thời gian biểu của trường đại học, thiết kế hệ thống điều khiển, các mục tiêu thể hiện một số mức độ xung đột giữa chúng trong tự nhiên. Điều đó có nghĩa là, một mục tiêu không thể được cải thiện mà không làm suy giảm ít nhất một mục tiêu khác. Những vấn đề này được gọi là vấn đề tối ưu hóa đa mục tiêu (MOPs), trong đó có một số giải pháp tối ưu được gọi là giải pháp tối ưu Pareto (Deb, 2001). Do đó, tối ưu hóa đa mục tiêu cũng khác với tối ưu hóa đơn mục tiêu ở chỗ tối ưu hóa đơn mục tiêu bao gồm hai nhiệm vụ khác nhau để giải quyết vấn đề: nhiệm vụ tìm kiếm có mục tiêu là tìm giải pháp tối ưu Pareto và nhiệm vụ ra quyết định trong đó giải pháp ưu tiên được chọn từ tập hợp các giải pháp tối ưu Pareto. Nói cách khác, hai nhiệm vụ chính trong tối ưu hóa đa mục tiêu là thu được một tập hợp các giải pháp không bị chi phối càng gần với mặt trận Pareto thực (PF) càng tốt và duy trì một giải pháp được phân phối tốt dọc theo mặt trận Pareto. Do đó, mục tiêu của các phương pháp tối ưu hóa đa mục tiêu là tìm ra một tập hợp các giải pháp đánh đổi tốt mà người ra quyết định muốn chọn một giải pháp.

Để giải bài toán đa mục tiêu, V. Pareto đưa ra định nghĩa chung nhất về tối ưu trong tối ưu đa mục tiêu vào năm 1896. Năm 1984, Schaffer (Schaffer, 1985) lần đầu tiên đề xuất định nghĩa thực tế.

^N Đồng tác giả. Điện thoại: 86 29 8231 2087.
Địa chỉ e-mail: wanglei@hotmail.com (L. Wang).

thực hiện các thuật toán tiến hóa để giải quyết các vấn đề đa mục tiêu, mà ngày nay nó được gọi là thuật toán tiến hóa đa mục tiêu (MOEA). Các kỹ thuật tính toán tiến hóa phù hợp với việc tối ưu hóa đa mục tiêu vì thực tế là Thuật toán tiến hóa (EA) xử lý một tập hợp các giải pháp giúp tạo ra một trận tối ưu Pareto được phân phối tốt nhanh hơn và hiệu quả hơn so với các kỹ thuật cổ điển. Kể từ năm 1984, nhiều nhà nghiên cứu đã đề xuất các thuật toán tiến hóa đa mục tiêu (MOEA) của riêng họ. Các phương pháp tiến hóa đa mục tiêu tiêu biểu, chẳng hạn như NSGA (Horn và cộng sự, 1994), NSGA2 (Erickson và Mayer, 2001), NSGA (Srinivas và Deb, 1994), NSGA-II (Deb và cộng sự, 2000), SPEA (Zitzler và Thiele, 1999), SPEA2 (Knowles và Corne, 2000), MOPSO (Coello Coello và cộng sự, 2004), MODE (Xue và Sanderson, 2003), MOSADE (Huang và cộng sự, 2009), VEDA (Larranaga và Lozano, 2001), MOHBOA (Pelikan và cộng sự, 2005), RM-MEDA (Qingfu, 2008) và MOEA-D (Zhang và Li, 2007), được sử dụng để tối ưu hóa đồng thời một số mục tiêu và một số kết quả hiệu quả được rút ra.

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một thuật toán tối ưu hóa dựa trên dạy-học (TLBO) dựa trên sắp xếp không thống trị và sắp xếp theo khoảng cách đồng đức cho MOP. Trong thuật toán của mình, chúng tôi áp dụng khái niệm sắp xếp không thống trị được sử dụng trong NSGA-II, trong đó toàn bộ dân số được sắp xếp thành các cấp độ không thống trị khác nhau. Điều này cung cấp phương tiện để lựa chọn các cá thể ở phía trước tốt hơn, do đó tạo ra áp lực lựa chọn cần thiết để đẩy quần thể về phía PF. Để duy trì sự đa dạng của các giải pháp tốt nhất hiện tại trong kho lưu trữ bên ngoài, cơ chế tính toán khoảng cách đồng đức được sử dụng trong NSGA-II đã được áp dụng.

1292	F.Zou et al. / Ứng dụng kỹ thuật của trí tuệ nhân tạo 26 (2013) 1291–1300	
<p>Giáo viên của người học được chọn trong số các giải pháp không thống trị hiện tại có giá trị khoảng cách đồng dục cao nhất và trọng tâm của các giải pháp không thống trị từ kho lưu trữ hiện tại được chọn làm Giá trị trung bình của việc học. Hiệu suất của thuật toán đề xuất được khảo sát trên tập một số bài toán chuẩn không ràng buộc và có ràng buộc, kết quả cho thấy thuật toán đề xuất là một phương pháp thách thức đối với các thuật toán đa mục tiêu.</p>	<p>có nghĩa là được đưa ra bởi</p> <p>Difference_Meani $\frac{1}{4}$ ri MnewTFMi ở p</p> <p>trong đó TF là hệ số giảng dạy quyết định giá trị trung bình được thay đổi và ri là một số ngẫu nhiên trong khoảng [0, 1]. Giá trị của TF có thể là 1 hoặc 2, đây lại là một bước khám phá và được quyết định ngẫu nhiên với xác suất bằng nhau như</p> <p>TF $\frac{1}{4}$ round$\frac{1}{2}$lprand 0 ở p ,1</p> <p>Sự khác biệt này sửa đổi giải pháp hiện có theo biểu thức sau</p> <p>Xnew,i $\frac{1}{4}$ Xi pDifference_Meani</p> <p>Sửa đổi của người học được biểu thị bằng (Pn là số lượng người học),</p> <p>TF$\frac{1}{4}$vòng[lprand(0,1)] cho p$\frac{1}{4}$1:Pn</p> <p>Difference_Meani$\frac{1}{4}$ri (Mnew TF Mi) Xnew,p$\frac{1}{4}$XppDifference_Meani endfor</p> <p>Chấp nhận Xnew nếu nó mang lại giá trị chức năng tốt hơn</p>	đ1p
<p>2. Tối ưu hóa dựa trên dạy-học</p>	<p>Rao et al. (2011, 2012) lần đầu tiên đề xuất phương pháp tối ưu hóa dựa trên học tập (TLBO) lấy cảm hứng từ triết lý dạy và học. TLBO đã nổi lên như một trong những kỹ thuật đơn giản và hiệu quả để giải các bài toán chuẩn đơn mục tiêu và các bài toán ứng dụng thực tế trong đó nó đã được chứng minh bằng thực nghiệm là hoạt động tốt trên nhiều bài toán tối ưu hóa (Rao et al., 2011a, 2011b , 2012 ; Rao, 2012; Rao và Patel, 2011; Rao và Kalyankar, 2012; Togan, 2012). Đây chính xác là những đặc điểm của TLBO khiến nó trở nên hấp dẫn khi mở rộng nó để giải MOP (Rao và Patel, 2012a, 2012b; Niknam và Golestaneh, 2012; Niknam và cộng sự, 2012; Satapathy và cộng sự, 2012).</p> <p>Phương pháp TLBO dựa trên tác động của sự ảnh hưởng của giáo viên đến kết quả đầu ra của người học trong lớp được xem xét dưới dạng kết quả hoặc điểm số. Giáo viên thường được coi là một người có học thức cao, người chia sẻ kiến thức của mình với người học. Phẩm chất của người thầy ảnh hưởng đến kết quả của người học.</p> <p>Rõ ràng là một giáo viên giỏi đào tạo người học sao cho họ có thể có kết quả tốt hơn về điểm số hoặc điểm số. Hơn nữa, người học cũ ng học hỏi từ sự tương tác giữa họ, điều này cũ ng giúp ích cho kết quả của họ. Giống như các thuật toán lấy cảm hứng từ thiên nhiên khác, TLBO cũ ng là một phương pháp dựa trên quần thể sử dụng quần thể các giải pháp để tiến tới giải pháp toàn cầu. Đối với TLBO, dân số được coi là một nhóm người học hoặc một lớp người học. Trong các thuật toán tối ưu hóa, dân số bao gồm các biến thiết kế khác nhau. Trong TLBO, các biến thiết kế khác nhau sẽ tương tự với các môn học khác nhau được cung cấp cho người học và kết quả của người học tương tự như ''sự phù hợp'', như trong các kỹ thuật tối ưu hóa dựa trên dân số khác. Giáo viên được coi là giải pháp tốt nhất thu được cho đến nay.</p>	đ3p
<p>Quá trình hoạt động của TLBO được chia thành hai phần. Phần đầu tiên bao gồm ''Giai đoạn Giáo viên'' và phần thứ hai bao gồm ''Giai đoạn Người học''. ''Giai đoạn giáo viên'' có nghĩa là học từ giáo viên và ''Giai đoạn học viên'' có nghĩa là học thông qua sự tương tác giữa những người học.</p>	<p>cho tôi $\frac{1}{4}$1:Pn</p> <p>Chọn ngẫu nhiên một học viên Xj, sao cho iaj nếu f(Xi)of(Xj)</p> <p>Xnew,i$\frac{1}{4}$Xold,i pri (XiXj) khác</p> <p>Xnew,i$\frac{1}{4}$Xold,i pri (XjXi) endif endfor</p> <p>Chấp nhận Xnew nếu nó mang lại giá trị chức năng tốt hơn</p>	
<p>2.1. Giai đoạn giảng dạy</p>	<p>Như đã giải thích ở trên, quy trình từng bước để triển khai TLBO có thể được tóm tắt như sau.</p> <p>Bước 1: Xác định bài toán tối ưu và khởi tạo các tham số tối ưu.</p> <p>Bước 2: Khởi tạo dân số.</p> <p>Bước 3: Pha giáo viên. Người học đang học từ giáo viên.</p> <p>Bước 4: Giai đoạn học viên. Người học nâng cao kiến thức của họ với sự giúp đỡ của sự tương tác lẫn nhau của họ.</p> <p>Bước 5: Tiêu chí chấm dứt. Dừng nếu đạt được số thế hệ tối đa; nếu không thì lặp lại từ Bước 3.</p>	
	<p>3. Mô tả thuật toán đề xuất</p>	
	<p>Trong nghiên cứu hiện tại, chúng tôi đã tập trung vào việc tối ưu hóa dựa trên dạy-học (TLBO) để giải quyết các MOP. Trong bài báo này, chúng tôi đã đề xuất một TLBO cải tiến được gọi là tối ưu hóa dựa trên dạy-học đa mục tiêu (MOTLBO). Trong MOTLBO của chúng tôi, chúng tôi sử dụng kho lưu trữ bên ngoài để lưu giữ các giải pháp tốt nhất thu được cho đến nay. Chúng tôi áp dụng khái niệm sắp xếp không thống trị được sử dụng trong NSGA-II</p>	

(Deb et al., 2000) để chọn những cá thể ở phía trước tốt hơn nhằm thúc đẩy quần thể hướng tới PF. Đồng thời, để duy trì sự đa dạng của các giải pháp tốt nhất hiện tại trong kho lưu trữ bên ngoài, cơ chế tính toán khoảng cách đồng mức được sử dụng trong NSGA-II (Deb et al., 2000) được thông qua. Các phần sau mô tả các phương pháp này.

3.1. Lưu trữ bên ngoài

Chúng tôi sử dụng một kho lưu trữ bên ngoài để giữ các giải pháp tốt nhất được tạo ra bởi thuật toán MOTLBO, nghĩa là, chúng tôi kết hợp khái niệm sắp xếp không thống trị và cơ chế tính toán khoảng cách đồng mức vào thuật toán cụ thể trong lựa chọn Giáo viên và trong phương pháp xóa dân số bao gồm kho lưu trữ bên ngoài các giải pháp tốt nhất hiện tại.

Khi bắt đầu quá trình MOTLBO, các giải pháp NP (số lượng cá thể của dân số ban đầu) được sắp xếp trên cơ sở xếp hạng không thống trị và xếp hạng khoảng cách đồng mức và được thêm vào kho lưu trữ bên ngoài. Khi quá trình phát triển tiến triển, MOTLBO áp dụng TLBO để tạo ra các giải pháp NP mới. Sau đó, nó kết hợp hai quần thể (kho lưu trữ hiện tại và bên ngoài). Lưu ý rằng tổng kích thước của tập hợp sau khi kết hợp trở thành 2NP. Sau đó, các giải pháp NP được chọn trên cơ sở xếp hạng không thống trị và xếp hạng khoảng cách đồng mức cho thế hệ tiếp theo từ các giải pháp 2NP. Những giải pháp nằm trong khu vực đồng mức nhất có nhiều khả năng được chọn nhất để phương pháp này thúc đẩy sự đa dạng giữa các giải pháp được lưu trữ trong kho lưu trữ.

3.2. Toán tử lựa chọn

Trong tối ưu hóa một mục tiêu, thật dễ dàng để quyết định cái nào tốt hơn giữa hai cá nhân. Nhưng trong MOP, quyết định không đơn giản như vậy. Chúng ta có thể sử dụng khái niệm thống trị mà ứng cử viên thay thế cha mẹ chỉ khi ứng cử viên trước thống trị ứng cử viên sau.

Việc lựa chọn giáo viên của người học là một bước quan trọng trong thuật toán MOTLBO. Nó ảnh hưởng đến cả khả năng hội tụ của thuật toán cũng như duy trì sự trải rộng tốt của các giải pháp không bị chi phối. Trong MOTLBO, một kho lưu trữ bên ngoài có giới hạn lưu trữ các giải pháp không thống trị được tìm thấy trong lần lặp lại trước đó. Chúng tôi lưu ý rằng bất kỳ giải pháp không bị chi phối nào trong kho lưu trữ bên ngoài đều có thể được sử dụng làm giáo viên của người học. Nhưng chúng tôi muốn đảm bảo rằng những người học trong dân số di chuyển tới các vùng thưa thớt của không gian tìm kiếm. Vì vậy, giáo viên của học sinh được chọn trong số các giải pháp không bị chi phối có giá trị khoảng cách đồng mức cao nhất. Việc chọn các giáo viên khác nhau cho mỗi người học ở phần trên cũng được chỉ định của kho lưu trữ bên ngoài dựa trên khoảng cách đồng mức giảm dần cho phép người học trong dân số chính hướng tới các giải pháp không bị chi phối trong kho lưu trữ bên ngoài, ở khu vực ít đồng mức nhất trong không gian khách quan. Đồng thời, chúng tôi chọn trọng tâm của các giải pháp không bị chi phối từ kho lưu trữ hiện tại làm Phương tiện học hỏi.

Trong quá trình áp dụng giai đoạn giảng dạy và giai đoạn học tập điển hình của TLBO, do đó tái tạo logic tìm kiếm của nó, chúng tôi áp dụng thao tác sau. Ứng cử viên thay thế cha mẹ nếu ứng cử viên thống trị cha mẹ, ứng cử viên bị loại bỏ nếu cha mẹ thống trị ứng cử viên, ngược lại, khi ứng cử viên và cha mẹ không thống trị với nhau, chúng tôi chọn ngẫu nhiên một ứng cử viên để thêm vào dân số.

3.3. sắp xếp không thống trị

Trong cách tiếp cận này (Deb et al., 2000), mỗi giải pháp phải được so sánh với mọi giải pháp khác trong dân số để tìm xem liệu nó có bị chi phối hay không để sắp xếp một quần thể theo mức độ không chi phối. Đối với mỗi giải pháp i của một bộ giải pháp, hai thực thể

được tính: ni, số nghiệm trội hơn nghiệm i, và Si, tập nghiệm mà nghiệm i chiếm ưu thế.

Khi kết thúc quy trình này, tất cả các giải pháp trong F1 phía trước không thống trị đầu tiên có số lượng thống trị của chúng là ni=0. Bây giờ, đối với mỗi giải pháp i với ni=0, nó thăm từng thành viên j của tập Si và giảm số lượng thống trị của nó đi một. Trong khi làm như vậy, nếu đối với bất kỳ thành viên j nào, số lượng thống trị trở thành 0 thì nó được đưa vào một danh sách riêng P. Những thành viên này thuộc F2 mặt trận không bị thống trị thứ hai. Quy trình trên được tiếp tục với từng thành viên của P và F3 phía trước thứ ba được xác định. Quá trình này tiếp tục cho đến khi tất cả các mặt trước được xác định.

3.4. sắp xếp khoảng cách đồng mức

Khoảng cách đám đông (Deb et al., 2000) được sử dụng để ước tính mật độ của các giải pháp xung quanh một giải pháp cụ thể i trong dân số. Phương pháp ước tính mức độ đồng mức được sử dụng trong hai tình huống. Đầu tiên, khi vectơ đích và vectơ thử nghiệm không chiếm ưu thế lẫn nhau, chúng tôi đánh giá mức độ đồng mức của vectơ đích và vectơ thử nghiệm đối với các giải pháp không chiếm ưu thế trong kho lưu trữ bên ngoài. Cái ít đồng mức hơn được chọn làm vectơ mục tiêu mới của thế hệ tiếp theo. Thứ hai, khi kho lưu trữ bên ngoài vượt quá kích thước được chỉ định trước, các giải pháp nằm ở nơi đồng mức nhất sẽ được phát hiện và loại bỏ.

Tính toán khoảng cách đồng mức yêu cầu sắp xếp dân số theo từng giá trị hàm mục tiêu theo thứ tự độ lớn tăng dần. Sau đó, đối với mỗi hàm mục tiêu, các nghiệm biên (nghiệm có giá trị hàm nhỏ nhất và lớn nhất) được gán một giá trị khoảng cách vô hạn. Tất cả các giải pháp trung gian khác được gán một giá trị khoảng cách bằng với sự khác biệt chuẩn hóa tuyệt đối trong các giá trị chức năng của hai giải pháp liền kề. Tính toán này được tiếp tục với các hàm mục tiêu khác. Giá trị khoảng cách đồng mức tổng thể được tính bằng tổng các giá trị khoảng cách riêng lẻ tương ứng với từng mục tiêu. Mỗi chức năng mục tiêu được chuẩn hóa trước khi tính toán khoảng cách đồng mức.

3.5. Mã giả cho MOTLBO

Như đã phân tích trước đây, mã giả của MOTLBO được tổng hợp như sau.

3.6. Phân tích độ phức tạp tính toán

Hãy xem xét độ phức tạp của một lần lặp lại toàn bộ thuật toán. Chúng tôi định nghĩa độ phức tạp ở đây là tổng số phép so sánh giá trị hàm, M và NP tương ứng đại diện cho số lượng hàm mục tiêu và quy mô dân số. Các hoạt động cơ bản và sự phức tạp trong trường hợp xấu nhất của chúng như sau:

- 1. Lựa chọn giải pháp NP trong số giải pháp 2NP (giải pháp Lưu trữ NP và giải pháp NP mới) cho thế hệ tiếp theo sử dụng sắp xếp không thống trị: $O(M(2NP)^2)$.
- 2. Lựa chọn giải pháp NP trong số giải pháp 2NP (giải pháp Lưu trữ NP và giải pháp NP mới) cho thế hệ tiếp theo sử dụng sắp xếp theo khoảng cách đồng mức: $O(M(2NP)\log(2NP))$.
- 3. Quy trình kiểm tra trạng thái chiếm ưu thế của nghiệm mới với nghiệm đích trong giai đoạn dạy cho một lần lặp: $O(MNP)$
- 4. Quy trình kiểm tra trạng thái chiếm ưu thế của nghiệm mới với nghiệm đích trong giai đoạn học cho một lần lặp: $O(MNP)$

Do đó, độ phức tạp tính toán tổng thể của MOTLBO nhỏ hơn hoặc bằng $O(M(2NP)^2)$, điều này rất phù hợp với độ phức tạp tính toán tổng thể của NSGA-II (Deb et al., 2000).

4. Thí nghiệm mô phỏng

4.1. Các biện pháp hiệu suất

Để kiểm tra hiệu suất của MOTLBO, một số vấn đề tối ưu hóa được sử dụng trong các thử nghiệm. Các thước đo hiệu suất tiêu chuẩn của các thuật toán tiến hóa đa mục tiêu đã được sử dụng để đánh giá hiệu suất của thuật toán được đề xuất. Họ đại diện gửi cả so sánh định lượng và định tính với MOEAs. Đối với các số liệu này, chúng ta cần biết mặt trận Pareto thực sự của một vấn đề. Trong các thí nghiệm của chúng tôi, chúng tôi sử dụng 1000 giải pháp tối ưu Pareto cách đều nhau làm xấp xỉ mặt trước Pareto thực. Các biện pháp thực hiện được mô tả ngắn gọn như sau.

4.1.1. Khoảng cách thể hệ (GD)

Số liệu được gọi là khoảng cách thể hệ (GD) được đề xuất bởi Van Veldhuizen và Lamont (1998) cho thấy mức độ gần gũi của các giải pháp tối ưu Pareto thu được với các giải pháp tối ưu Pareto thực sự. Mô tả toán học của GD được mô tả như sau.

Đặt Q là tập nghiệm tối ưu Pareto thu được bằng thuật toán tiến hóa đa mục tiêu, độ gần của tập nghiệm tối ưu Pareto Q thu được với tập nghiệm tối ưu Pareto thực (tức là mặt trước Pareto) PF được đánh giá bởi GD được xác định bởi biểu thức. (4):

$$GD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_{j \in Q} \|p_i - q_j\|$$

đáp

trong đó N là số của tập giải pháp tối ưu Pareto Q, di là khoảng cách Euclidean giữa mỗi giải pháp và phần tử gần nhất của tập giải pháp tối ưu Pareto thực (tức là mặt trước Pareto) PF. di được định nghĩa như thể hiện trong biểu thức. (5):

$$d_i = \min_{j \in PF} \|p_i - q_j\|$$

đáp

trong đó M là số mục tiêu, NPF là số tập nghiệm vectơ tham chiếu, fj là giá trị hàm mục tiêu thứ j của phần tử thứ k trong tập nghiệm tối ưu Pareto thực (tức là mặt trước Pareto) PF, fj(i) là giá trị hàm mục tiêu thứ j của phần tử thứ i trong tập nghiệm tối ưu Pareto Q.

Khi kết quả bằng 0, nó chỉ ra rằng tập giải pháp tối ưu Pareto Q thu được bằng thuật toán giống với tập giải pháp tối ưu Pareto thực (tức là mặt trước Pareto) PF, bất kỳ giá trị nào khác chỉ ra tập giải pháp tối ưu Pareto Q thu được bằng thuật toán sai lệch so với tập giải pháp tối ưu Pareto thực sự (tức là PF phía trước Pareto).

4.1.2. Chỉ số khoảng cách (SP)

Số liệu khoảng cách (SP) do Schott (1995) đề xuất nhằm mục đích đánh giá độ lan truyền (phân phối) của tập nghiệm tối ưu Pareto Q thu được bằng thuật toán. Số liệu này được đo bằng cách đánh giá phương sai của khoảng cách gần nhất giữa các giải pháp lân cận thu được bằng thuật toán và nó được xác định bởi biểu thức. (6):

$$SP = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \|p_i - p_j\|^2$$

đáp

Trong đó n là số nghiệm trong tập nghiệm tối ưu Pareto Q thu được từ thuật toán, di là khoảng cách giữa mỗi nghiệm đến phần tử gần nhất của tập nghiệm tối ưu Pareto thu được từ thuật toán, di là giá trị trung bình cộng của mọi di. di và d được xác định bởi các phương trình. (7) và (8), tương ứng.

$$d_i = \min_{j \in Q} \|p_i - q_j\|$$
$$d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i$$

đáp

$$d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_{j \in Q} \|p_i - q_j\|$$

đáp

trong đó n là số nghiệm trong tập nghiệm tối ưu Pareto Q thu được từ thuật toán, M là số mục tiêu, f là giá trị hàm mục tiêu thứ m của phần tử thứ i trong tập nghiệm tối ưu Pareto Q, fj là giá trị hàm mục tiêu thứ m của phần tử thứ j của tập nghiệm tối ưu Pareto Q.

Giá trị thấp hơn của SP biểu thị mức độ trải đều hơn của tập giải pháp tối ưu Pareto Q thu được bằng thuật toán và giá trị bằng 0 cho thấy tập giải pháp tối ưu Pareto Q thu được bằng thuật toán được trải đều.

4.2. vấn đề kiểm tra

Hiệu suất của thuật toán đề xuất được kiểm tra trên một bộ 6 bài toán điểm chuẩn không giới hạn thứ tự được sử dụng để xác định ngày hiệu suất của các MOEA khác nhau. Ở đây GD, SP và Time (thời gian tính toán của thuật toán) đã được sử dụng để đánh giá hiệu suất của thuật toán được đề xuất và 6 bài toán điểm chuẩn mà chúng tôi đã thực hiện là SCH, DEB, FON, ZDT1, ZDT3 và ZDT6. Tất cả những vấn đề này có hai chức năng khách quan. Chúng tôi mô tả những vấn đề này trong Bảng 1. cũng cho thấy số lượng biến, giới hạn của chúng, giải pháp tối ưu Pareto và bản chất của mặt trận tối ưu Pareto cho mỗi vấn đề.

4.3. So sánh kết quả

Để minh họa hiệu quả của phương pháp của chúng tôi, nó được so sánh với NSGA-II, MOPSO-CD và RM-MEDA. Mã của các thuật toán này được nhóm tác giả của bài báo lập trình theo các thuật toán đã giới thiệu trong tài liệu tham khảo. Tất cả các thuật toán được biên dịch trong MATLAB 7.9 và được thực thi trên PC Intel Pentium 4(R) 3.00 GHz với RAM 512 MB.

Trong bài báo này, NP của tất cả các thuật toán được đặt thành 100 tương ứng. Số lượng đánh giá chức năng tối đa được đặt thành 10.000 cho SCH, DEB, FON, ZDT1, ZDT3 và 50.000 cho ZDT6. NSGA-II đã được chạy bằng cách sử dụng xác suất chéo là 0,9, lựa chọn giải đấu, tỷ lệ đột biến là 1/n (trong đó n là số biến quyết định) và chỉ số phân phối cho toán tử chéo và đột biến lần lượt là Zc=20 và Zm=20. Trong MOPSO-CD, c1=1.0, c2=0.5, r1 và r2 là các giá trị ngẫu nhiên trong khoảng từ 0 đến 1, trọng lượng quán tính w có thể là một giá trị không đổi. Trong RM-MEDA, số cụm của thuật toán PCA cục bộ được đặt là 5. Tất cả các thử nghiệm được chạy 20 lần cho mỗi vấn đề. Giá trị của hai chỉ số cho mỗi thuật toán được trình bày trong Bảng 2. Để hiển thị rõ ràng sự khác biệt của mặt trước Pareto tối ưu giữa phương pháp đã cho và phương pháp thực, mặt trước Pareto tối ưu tốt nhất của NSGA-II, MOPSO-CD, RM-MEDA và MOTLBO được thể hiện trong Bảng 3.

Đối với SCH có mặt trước Pareto lồi, có thể thấy trong Bảng 3 ngoại trừ RM-MEDA, dựa trên thuộc tính đều đặn mà tập Pareto của bài toán tối ưu hóa đa mục tiêu liên tục là liên tục từng phần (m-1)-D nhưng số chiều của SCH là một, tất cả các thuật toán khác đều có thể tìm thấy nghiệm gần mặt trận Pareto toàn cục. Xem xét tất cả các số liệu từ Bảng 2, hiệu suất trung bình của thuật toán của chúng tôi là tốt nhất đối với GD và Thời gian. MOPSO-CD là tốt nhất đối với SP nhưng thời gian tính toán cần thiết cho thuật toán này cũng giống như vậy đối với thuật toán của chúng tôi.

Đối với DEB với mặt trước Pareto bị ngắt kết nối, có thể thấy trong Bảng 3 rằng tất cả các thuật toán khác có thể tìm thấy giải pháp gần mặt trận Pareto toàn cầu. Có thể thấy từ Bảng 2 rằng hiệu suất trung bình của thuật toán của chúng tôi đứng thứ hai đối với SP (MOPSO-CD có thuật toán tốt nhất) và thuật toán của chúng tôi có hiệu suất trung bình kém nhất đối với GD (MOPSO-CD có

Bảng
kích thước đầy đủ

Vấn đề	Chức năng (tối thiểu hóa)	Đ.	giới hạn biên	giải pháp tối ư u	Nhân vật của PF
SCH	$f \ 10 \times b \ \frac{1}{4}$ $f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ 0 \ p$ $x2 \ f \ 10 \times b$	1	$xiA[103 \ ,103 \]$	$xA[0,2]$	lỗi
DEB	$\frac{1}{4} \ x1 \ f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ 0 \ p \ \frac{1}{2}$ $1p10 \times 2 \ x1=1p10 \times 2$ $x1=1p10 \times 2 \ sin \ 80 \ p \ px1$	2	$xiA[0,1]$	$x1 \ A^{\frac{1}{2}}0,1$ $xi \ \frac{1}{4} \ 00ialp$	lỗi
FON	$f \ 10 \times b \ \frac{1}{4} \ 1 \ điểm \ X3 \ xil=$ $3 \ p \ l2$ $f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ 1 \ điểm \ X3 \ xi \ p1=$ $3 \ p \ l2$	3	$xiA[4,4]$	$x1 \ \frac{1}{4} \ x2 \ \frac{1}{4} \ x3$ $Mô_1= \ 3p \ ,1=ip^3$	không lỗi
ZDT1	$f \ 10 \times b \ \frac{1}{4} \ x1$ $f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ g0 \times b \ 1 \ f \ 10 \times b=g0 \times b$ $qg \ x \ b \ \frac{1}{4} \ 1p9 \ Xn \ xi=0n1p$ $10 \ \frac{1}{4} \ 2$	30	$xiA[0,1]$	$x1 \ A^{\frac{1}{2}}0,1$ $xi \ \frac{1}{4} \ 00ialp$	lỗi
ZDT3	$f \ 10 \times b \ \frac{1}{4} \ x1$ $f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ g0 \times b \ 1 \ f \ 10 \times b=g0 \times b \ f \ 10 \times =g0 \times b \ sin \ 10 \ 0 \ b \ px1$ $qg \ x \ b \ \frac{1}{4} \ 1p9 \ Xn \ xi=0n1p$ $10 \ \frac{1}{4} \ 2$	30	$xiA[0,1]$	$x1 \ A^{\frac{1}{2}}0,1$ $xi \ \frac{1}{4} \ 00ialp$	lỗi
ZDT6	$f \ 10 \times b \ \frac{1}{4} \ 1exp \ 4x1p \ sin6 \ 0 \ p \ 6px1$ $f \ 20 \times b \ \frac{1}{4} \ g0 \times b \ 1 \ f \ 10 \times =g0 \times b \ p2$ $g0 \times b \ \frac{1}{4} \ 1p9 \ Xn$ $\#0:25 \ xi=n1 \ "$	10	$xiA[0,1]$	$x1 \ A^{\frac{1}{2}}0,1$ $xi \ \frac{1}{4} \ 00ialp$	không lỗi

Bảng
kích thước đầy đủ

Vui vẻ	Hệ mét	NSGA-II	MOPSO-CD	RM-MEDA	MOTLBO
SCH	GD SP Thời gian	0.00037870.000014 0.03015570.004266 9.11511370.2766890	0.00038970.000024 0.02776670.004302 4.05968970.125918	- - -	0.00035870.000014 0.02780070.003712 3.04736870.030585
DEB	GD SP Thời gian	0.00211070.003857 0.00729770.000441 9.54495170.322534	0.00038470.000032 0.00569170.000596 5.13363670.191751	0.00040170.000115 0.00939270.002597 17.88232270.071690	0.00039970.000021 0.01010470.00249 3.49887270.006000
FON	GD SP Thời gian	0.00285470.000617 0.00740170.000435 10.52494070.845527	0.00282070.000160 0.00554570.000873 4.37467670.138059	0.00292170.000288 0.00937970.000882 20.71495770.331591	0.00269170.000100 0.00559870.000692 3.18597370.095462
ZDT1	GD SP Thời gian	0.16833070.013318 0.01116670.002099 11.17546770.669782	0.00027470.000034 0.00633470.000340 4.88360170.372220	0.00286770.000180 0.01101170.001581 20.66172670.217293	0.00062570.000106 0.00625270.000868 3.09122970.099618
ZDT3	GD SP Thời gian	0.16587970.010088 0.01179370.001047 10.98864770.727347	0.00172470.000353 0.00742670.001191 4.45978770.321976	0.00217370.000280 0.01189070.001691 20.42615870.684494	0.00096270.000482 0.01394670.004921 3.19763170.160441
ZDT6	GD SP Thời gian	0.18305670.035606 0.08843770.099184 59.83156573.393011	0.06354470.013625 0.17853570.103466 17.61563472.455597	0.01959870.003118 0.00892770.002258 99.51138479.800831	0.00677870.012506 0.01446270.066016 16.78667870.387123

Các giá trị in đậm trong Bảng 2 thể hiện kết quả tốt nhất trong số các thuật toán xét về giá trị trung bình và độ lệch trung bình.

tốt nhất), nhưng nó có hiệu suất trung bình tốt nhất đối với Thời gian.

Đối với FON có mặt trư ớc Pareto không lỗi, có thể thấy trong [Bảng 3](#) rằng tất cả các thuật toán khác đều có thể tìm thấy giải pháp gần mặt trận Pareto toàn cầu. Thuật toán của chúng tôi có hiệu suất trung bình tốt nhất đối với GD và Thời gian, nhưng hiệu suất trung bình của thuật toán của chúng tôi đứng thứ hai đối với SP (MOPSO-CD có thuật toán tốt nhất).

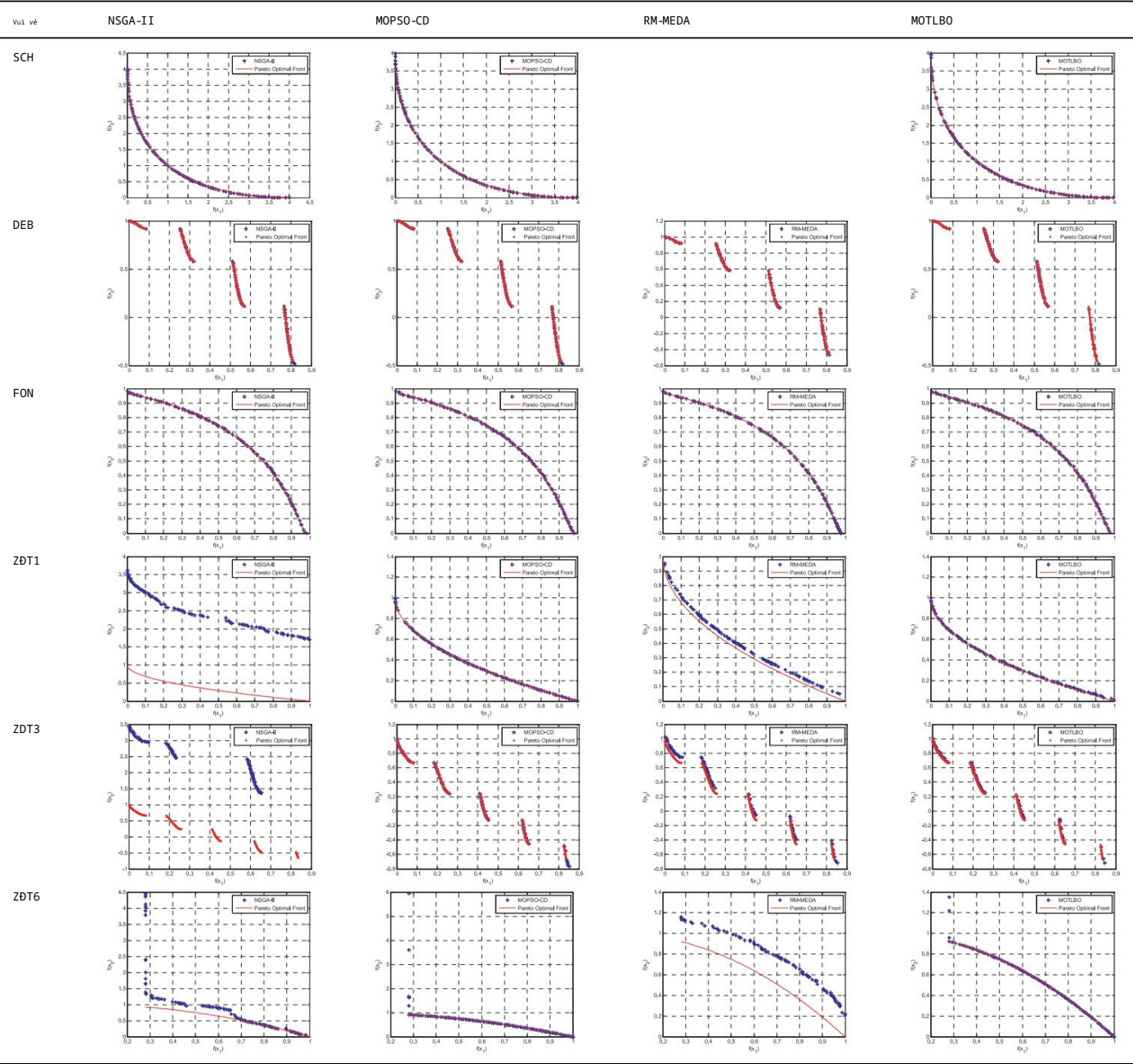
Đối với ZDT1 có mặt trư ớc Pareto lỗi, có thể thấy trong [Bảng 3](#) rằng cả NSGA-II và RM-MEDA vẫn không tìm thấy mặt trư ớc Pareto thực sự hoặc giá trị gần đúng của nó trong vòng 10.000 lần đánh giá. MOPSO-CD có hiệu suất nhậ p đối với GD và

thuật toán của chúng tôi có hiệu suất trung bình tốt nhất đối với SP và Thời gian.

Đối với ZDT3 có mặt trư ớc Pareto bị ngắt kết nối, có thể thấy trong [Bảng 3](#) rằng cả NSGA-II và RM-MEDA vẫn không thể tìm thấy mặt trư ớc Pareto thực sự hoặc giá trị gần đúng của nó trong vòng 10.000 lần đánh giá. Thuật toán của chúng tôi có hiệu suất trung bình tốt nhất đối với GD và Thời gian, nhưng nó có hiệu suất trung bình kém nhất đối với SP (MOPSO-CD có hiệu suất tốt nhất).

Đối với ZDT6 có front Pareto không lỗi, RM-MEDA vẫn không tìm đư ợc front Pareto thực sự hoặc giá trị gần đúng của nó trong vòng 50.000 lần đánh giá. Thuật toán của chúng tôi có hiệu suất trung bình tốt nhất đối với GD và Thời gian như ng hiệu suất trung bình của

Bảng 3
Kết quả giữa mặt trận Pareto thực và mặt trận Pareto.



thuật toán của chúng tôi đứng thứ ba so với SP (RM-MEDA có thuật toán tốt nhất). Ngoài ra, có thể thấy trong Bảng 3 rằng NSGA-II có nhiều giải pháp nằm xa mặt trận Pareto thực nhất và thuật toán của chúng tôi có ít giải pháp nhất.

5. Các ví dụ về tối ưu hóa có ràng buộc

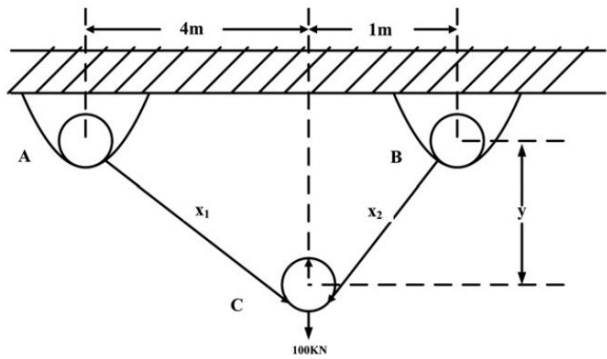
Để kiểm tra sâu hiệu suất của thuật toán đã cho, hai bài toán tối ưu hóa có ràng buộc điển hình được sử dụng trong các thử nghiệm. Tất cả các tham số khác tương tự như bài toán tối ưu không ràng buộc. Số lần lặp lại là 100 cho bốn phương pháp.

5.1. Thiết kế giàn hai thanh

Vấn đề này ban đầu được nghiên cứu bằng phương pháp ràng buộc điện tử (Pallli et al., 1999). Giàn trong hình. 1 và 2 phải mang một tải trọng nhất định mà không bị hỏng đàn hồi. Do đó, ngoài mục tiêu thiết kế giàn sao cho khối lượng tối thiểu (tương đương với thiết kế sao cho chi phí chế tạo tối thiểu), còn có các mục tiêu bổ sung là giảm thiểu ứng suất ở mỗi trong số hai cấu kiện AC và BC. Chúng tôi xây dựng hai cấu kiện sau: bài toán tối ưu khách quan cho ba biến x_1 (độ dài AC tính bằng m), x_2 (độ dài BC tính bằng m) và x_3 (khoảng cách dọc giữa B và C tính bằng m).

```
• Initialize the values of NP, FES(number of function evaluations)=0, MaxFES(maximum FES)
• Input lower and upper bounds on decision variables xmin[n] and xmax[n].
• Generate NP random solutions using uniform distribution.
• Evaluate function values at these NP solutions.
• Adopt nondominated and crowding distance sorting to these NP solutions and store them in current archive.
• While (FES<maxFES) // MODEA main loop starts here.
    • Select the centroid of the nondominated solutions from current archive as the Mean
    • for i=1:Np //Teaching phase
        • Select randomly the nondominated best from current archive as Teacher
        • Generate a trial individual Ui:Ui=Xi+rand*(Teacher-(1+rand*Mean))
        • Evaluate function value; FES++;
        • Nondomination checking of trial individual Ui with target individual Xi.
        • If (Ui dominates Xi) Replace Xi by Ui
        • elseif(Ui and Xi non-dominates each other) Select randomly a individual and replace Xi; endif
    • endfor
    • for i=1:Np //Learning phase
        • Select randomly a individual individual Vi different from target individual Xi
        • If (Ui dominates Xi) Ui=Xi+(Xi-Vi); Elseif Ui=Xi+(Vi-Xi); Endif
        • Evaluate function value; FES++;
        • Nondomination checking of trial individual Ui with target individual Xi.
        • If (Ui dominates Xi) Replace Xi by Ui;
        • elseif (Ui and Xi non-dominates each other) Select randomly a individual and replace Xi;
        • endif
    • endfor
    • Select NP fittest solutions using nondominated and crowding distance sorting from these 2NP solutions
      in current population and archive and store them in current archive.
• endwhile // MODEA main loop ends here.
```

Hình 1. Mã giả của MOTLBO.



Hình 2. Thiết kế giàn hai thanh.

83,268 kPa). Hình 3 cho thấy mặt trục dọc được tối ưu hóa thu được bằng các phương pháp NSGAII, MOPSO-CD, RM-MEDA và MOTLBO sau 100 lần lặp lại.

Có thể thấy từ Bảng 4 rằng bốn phương pháp có rất nhiều lựa chọn thay thế. Nếu muốn có thể tích tối thiểu, MOPSO-CD cho giá trị thấp tới 0,004214 m³ và MOTLBO cho giá trị thấp tới 0,004174 m³. Nếu việc giảm thiểu ứng suất là quan trọng, MOTLBO sẽ tìm ra giải pháp có ứng suất thấp tới 8431,376521 kPa.

MOTLBO có hiệu suất tốt trong miền ứng suất thay đổi và MOPSO-CD có hiệu suất tốt trong miền thay đổi về thể tích. Các giải pháp MOTLBO rất cạnh tranh với các giải pháp MOPSO-CD về cả mức độ gần với mặt trận tối ưu thực sự và mức độ lan truyền của chúng, và hai phương pháp này đều tốt hơn NSGAII và RM-MEDA.

5.2. thiết kế dầm chữ I

Mục tiêu của bài toán là tìm kích thước của dầm được trình bày trong Hình 4 thỏa mãn kích thước của các ràng buộc hình học và cơ ứng độ, đồng thời giảm thiểu hai mục tiêu: diện tích mặt cắt ngang của dầm và độ võng tĩnh của dầm. dầm dưới lực P (Yang et al., 2002).

Mô tả toán học của vấn đề thiết kế dầm chữ I có thể được biểu thị bằng biểu thức. (10):

Thu nhỏ : $f = 10 \times \frac{1}{4} \times 2 \times 2 \times 4 \times 3 \times 3 \times 10 \times 4$

$$f = 20 \times \frac{1}{4} \times \frac{PL^2}{48EI}$$

$$\text{đề của tôi : } g = 10 \times \frac{1}{4} \times \frac{Z_u}{Z_z} \times \frac{M_z}{Z_z} \times \arctan$$

$$10 \times 1 \times 80, 10 \times 2 \times 50, 1 \times 3 \times 3, 0 : 9 \times 4 \times 5$$

Mô tả toán học bài toán thiết kế giàn hai thanh

có thể được biểu thị bằng phương trình. (9):

$$\text{Cực tiểu : } f = 10 \times \frac{1}{4} \times 1 \times 3 \times \frac{16 \times 2}{3 \times 2} \times q \times 1 \times 2$$

$$f = 20 \times \frac{1}{4} \times \max(sAC, sBC)$$

$$\text{theo : } \max(sAC, sBC) \leq 105$$

$$x1 \geq 0$$

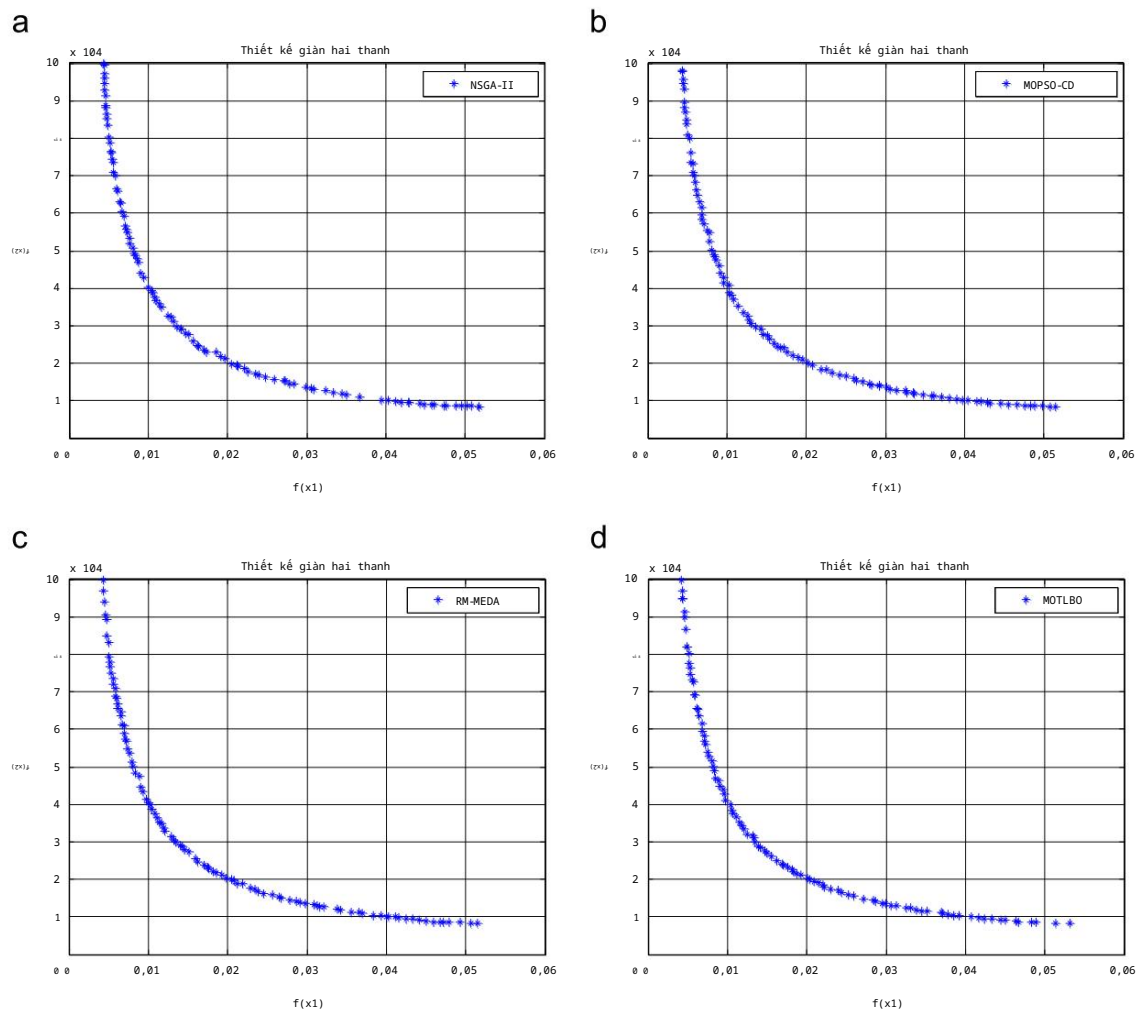
$$x2 \geq 0$$

$$1 \times 3 \times 3$$

$$\text{trong đó : } sAC = \frac{20}{3} \times \frac{16 \times 2}{1 \times 3}, sBC = \frac{80}{3} \times \frac{1 \times 2}{2 \times 3}$$

đơn vị

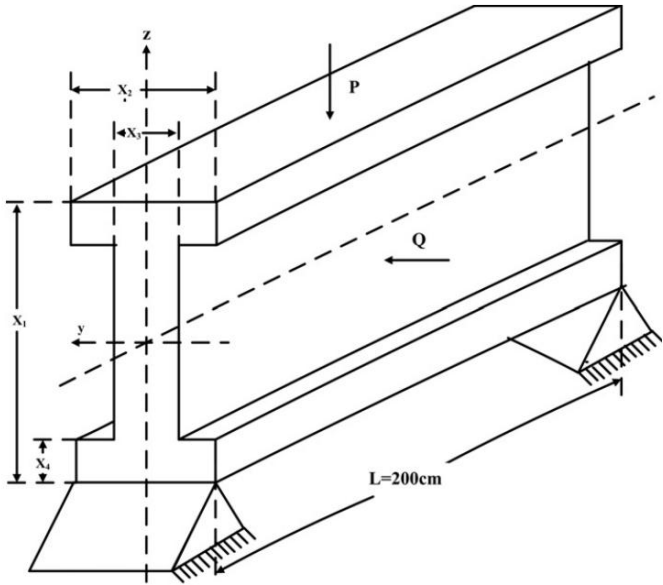
Nghiên cứu ban đầu chỉ báo cáo năm giải pháp với mức chênh lệch sau: (0,004445 m³, 89,983 kPa) và (0,00483 m³



Hình 3. Bài toán thiết kế giàn hai thanh. (a) NSGAII, (b) MOPSO-CD, (c) RM-MEDA và (d) MOTLBO. (a) NSGAII, (b) MOPSO-CD, (c) RM-MEDA và (d) MOTLBO.

Bảng
kích thước đầy đủ

thuật toán	tối thiểu (f1)	tối đa (f2)	tối đa (f1)	tối thiểu (f2)
NSGA-II	0,004254	99825.169387	0,052143	8448.256317
MOPSO-CD	0,004214	99911.764943	0,051937	8432.740427
RM-MEDA	0,004295	98148.392335	0,052462	8451.563276
MOTLBO	0,004384	96976.046902	0,051733	8431.376521



Hình 4. Thiết kế dầm chữ I.

trong đó : tối thiểu $\frac{1}{4} \times 12 \text{ N}$ $\frac{3}{2} \times 2 \times 4 \times 2 \times 3 \times 10^6 \times 12 \times 4$ o

PL $\frac{1}{4} \times 1 \text{ Mz}$ $\frac{1}{4} \times 1$ QL

Zy $\frac{1}{4} \times 6 \times 1 \text{ N}$ $\frac{3}{2} \times 2 \times 4 \times 2 \times 3 \times 10^6 \times 12 \times 4$ o

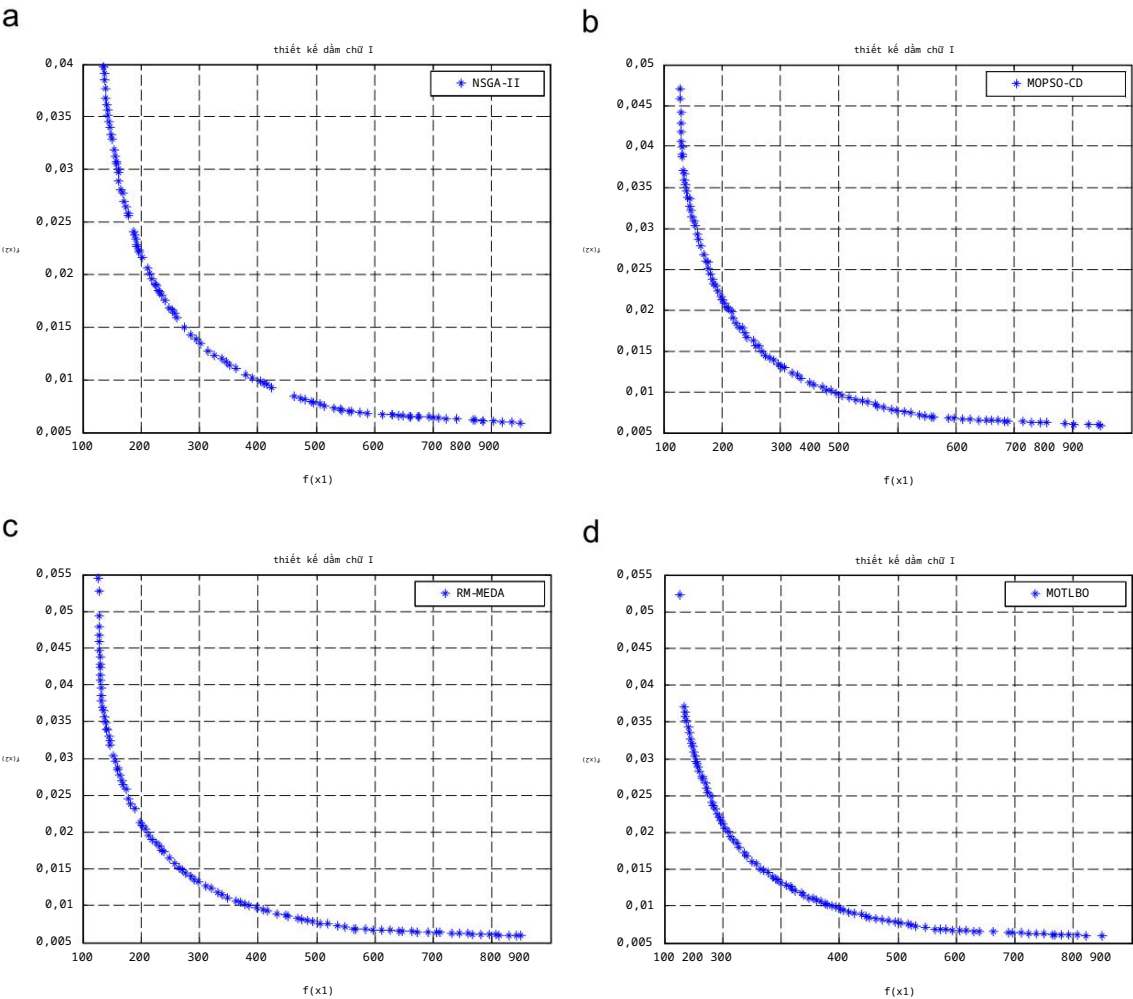
Zz $\frac{1}{4} \times 6 \times 2 \text{ p}$ $\frac{1}{4} \times 1 \times 4 \times 3 \times 2 \times 4 \times 3 \times 2$ o

E $\frac{1}{4} \times 2 \times 10^4 \text{ kN/cm}^2$, sa $\frac{1}{4} \times 16 \text{ kN/cm}^2$

P $\frac{1}{4} \times 600 \text{ kN}$, Q $\frac{1}{4} \times 50 \text{ kN}$, L $\frac{1}{4} \times 200 \text{ cm}$ o10p

Các giải pháp tối ưu Pareto thu được bằng các phương pháp NSGAII, MOPSO CD, RM-MEDA và MOTLBO được hiển thị trong Hình 5 sau 100 lần lặp lại. Các kết quả từ Bảng 5 chỉ ra rằng mức tối thiểu

diện tích mặt cắt ngang của MOTLBO là nhỏ nhất trong số bốn phương pháp và độ lệch tối thiểu của bốn thuật toán là bằng nhau. Dựa trên những điểm này, chúng ta có thể nói rằng MOTLBO là



Hình 5. Vấn đề thiết kế dầm chữ I. (a) NSGAII, (b) MOPSO-CD, (c) RM-MEDA và (d) MOTLB0.

Bảng
kích thước đầy đủ

thuật toán	tối thiểu (f1)	tối đa (f2)	tối đa (f1)	tối thiểu (f2)
NSGA-II	135.555108	0,039744	850.000000	0.005903
MOPSO-CD	128.170895	0,049401	850.000000	0.005903
RM-MEDA	127.390955	0,054075	850.000000	0.005903
MOTLB0	126.705114	0,052304	850.000000	0.005903

rất cạnh tranh với ba thuật toán khác về diện tích mặt cắt ngang của dầm.

6. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một thuật toán tối ưu hóa dựa trên dạy-học cho các bài toán tối ưu đa mục tiêu. MOTLB0 của chúng tôi áp dụng khái niệm sắp xếp không thống trị và cơ chế tính toán khoảng cách đồng đức. Mặt trận Pareto của các giải pháp được hướng dẫn bởi giáo viên là người học tốt nhất và là người học trung bình đạt được cho đến nay. Hiệu quả và hiệu quả của MOTLB0 được đề xuất được đánh giá bằng cách sử dụng 6 bài toán kiểm định điểm chuẩn không ràng buộc với các hàm mục tiêu lồi và không lồi và 2 bài toán đa mục tiêu thực có ràng buộc. Các kết quả thực nghiệm cho thấy rằng các

Thời gian chạy trung bình của MOTLB0 là ít nhất đối với tất cả 6 bài kiểm tra điểm chuẩn không giới hạn, Khoảng cách thể hệ trung bình (GD) của MOTLB0 là ít nhất đối với SCH, FON, ZDT3 và ZDT6 và chỉ số Khoảng cách trung bình (SP) của MOTLB0 là ít nhất cho ZDT1. Cần lưu ý rằng việc phân phối bộ giải pháp tối ưu Pareto thu được bởi MOTLB0 cần phải được cải thiện.

Tóm lại, thuật toán MOTLB0 được đề xuất là một phương pháp đầy thách thức cho các bài toán tối ưu đa mục tiêu.

Trong thời gian sắp tới, chúng tôi cũng có kế hoạch cải thiện việc phân bổ tập nghiệm tối ưu Pareto thu được từ thuật toán MOTLB0 và áp dụng nó để giải các bài toán tối ưu đa mục tiêu động.

Nhìn nhận

Nghiên cứu này được hỗ trợ một phần bởi Quỹ khoa học tự nhiên quốc gia Trung Quốc (61272283, 61073091, 61100173), Quỹ khoa học xã hội của tỉnh Hà Bắc (HB11JY006), Quỹ kế hoạch nghiên cứu khoa học tại các viện giáo dục đại học của Hà Bắc (SZ2011334).

Người giới thiệu

Coello Coello, CA, Pulido, GT, Lechuga, MS, 2004. Xử lý nhiều mục tiêu với tối ưu hóa bầy đàn hạt. IEEE Trans. tiến hóa. Tính toán. 8(3), 256-279.

1300

F.Zou et al. / Ứng dụng kỹ thuật của trí tuệ nhân tạo 26 (2013) 1291-1300

Deb, K., Pratap, A., Agrawal, S., Meyarivan., T., 2000. Thuật toán di truyền đa mục tiêu nhanh và úu tú: NSGA-II. IEEE Trans. tiến hóa. Điện toán. 6(2), 182-197.

Deb, K., 2001. Tối úu hóa đa mục tiêu sử dụng thuật toán tiến hóa. John Công ty TNHH Wiley & Sons, Anh.

David A. Van Veldhuizen, Gary B.Lamont. Tính toán tiến hóa và hội tụ về phía trư ớc pareto. Trong: John, R. Koza (biên tập) Late Breaking Papers at the Genetic Programming 1998 Conference, Stanford University, California, 1998, July 1998, pp. 221-228.

Huang, VL, Zhao, SZ, Mallipeddi, R., Suganthan, PN Tối úu hóa đa mục tiêu sử dụng thuật toán tiến hóa vi phân tự thích ứng. Trong Kỷ yếu của Đại hội Điện toán Tiến hóa 2009 (CEC'2009), 190-194(2009).

J. Horn, N. Nafpliotis và DE Goldberg Một thuật toán di truyền pareto thích hợp để tối úu hóa đa mục tiêu. Kỷ yếu của Hội nghị IEEE đầu tiên về tính toán tiến hóa. 1: 82-87(1994).

Knowles, J., Corne, D., 2000. Xấp xỉ mặt trận không thông trị bằng cách sử dụng chiến lược tiến hóa Lư u trữ pareto. tiến hóa. Điện toán. 8(2), 149-172.

Larran`aga, P., Lozano, JA (Eds.), 2001. Kluwer, Norwell, MA.

Mark Erickson, Alex Mayer, Jeffrey Horn. Thuật toán di truyền Niched Pareto 2 đư ợc áp dụng cho việc thiết kế các hệ thống xử lý nư ớc ngầm. Hội nghị quốc tế đầu tiên về Tối úu hóa đa tiêu chí tiến hóa, Bài giảng Khoa học máy tính, Số 1993, 681-695(2001).

Niknam, Taher, Golestaneh, Faranak, Sadeghi, Mokhtar Sha, 2012. y-Tối úu hóa dựa trên học tập-day học đa mục tiêu để điều phối phát thải kinh tế năng động. Hệ thống IEEE J. 6(2), 341-352.

Niknam, T., và cộng sự, 2012. Một cách tiếp cận tối úu hóa đa mục tiêu mới dựa trên TLBO cho vị trí của bộ điều chỉnh điện áp tự động trong hệ thống phân phối. Tiếng Anh ứng dụng nghệ thuật. intel..

Pallli, N., Azram, S., McCluskey, P., et al., 1999. Một phư ơng pháp ràng buộc bất bình đẳng điện tử nhiều tầng tự động tác cho việc ra quyết định đa mục tiêu. ASME J. Máy móc. Des. 120(4), 678-686.

Pelikan, M., Sastry, K., Goldberg., D., 2005. HBOA đa mục tiêu, phân cụm và khả năng mở rộng. Phòng thí nghiệm thuật toán di truyền Illinois (ILLIGAL). Công nghệ. Đại diện, 2005005.

Rao, RV, Savsani, VJ, Vakharia, DP, 2011a. Tối úu hóa dựa trên dạy-học: một phư ơng pháp mới cho các vấn đề tối úu hóa thiết kế cơ học có ràng buộc. Điện toán. Sự giúp đỡ. Des. 43(3), 303-315.

Rao, RV, Savsani, VJ, Vakharia, DP, 2012. Tối úu hóa dựa trên dạy-học: một phư ơng pháp tối úu hóa cho các bài toán quy mô lớn phi tuyến tính liên tục. thông tin liên lạc Khoa học. 183 (1), 1-15.

Rao, R.Venkata, Patel, Vivek, 2012. Một thuật toán tối úu hóa dựa trên dạy-học dựa trên sed để giải quyết các vấn đề tối úu hóa có ràng buộc phức tạp. quốc tế J. Indus. Tiếng Anh Điện toán. 3, 535-560.

Rao, R.Venkata, Patel, Vivek, 2011. Tối úu hóa đa mục tiêu của các chu trình Brayton kết hợp và Brayton nghịch đảo bằng các thuật toán tối úu hóa năng cao. Tiếng Anh tối úu hóa.

Rao, RV, Savsania, VJ, Balic, J., 2011b. Thuật toán tối úu hóa dạy-học cho các bài toán tối úu tham số thực không giới hạn và có giới hạn. Tiếng Anh tối úu hóa.

Rao, RV, Kalyankar, VD, 2012. Tối úu hóa tham số của các quy trình gia công hiện đại bằng thuật toán tối úu hóa dựa trên dạy-học. Tiếng Anh ứng dụng nghệ thuật. Intel.

Rao, RV, Patel, V., 2012a. Tối úu hóa đa mục tiêu của bộ trao đổi nhiệt bằng thuật toán tối úu hóa dựa trên dạy-học đã đư ợc sửa đổi. ứng dụng Toán học. nư ờn ời mẫu..

Rao, RV, Patel, V., 2012b. Tối úu hóa đa mục tiêu của bộ làm mát nhiệt điện hai giai đoạn sử dụng thuật toán tối úu hóa dựa trên dạy-học đã sửa đổi. Tiếng Anh ứng dụng nghệ thuật. Intel.

Srinivas, N., Deb, K., 1994. Tối úu hóa đa mục tiêu bằng cách sử dụng không bị chi phối sắp xếp trong giải thuật di truyền. tiến hóa. Điện toán. 2(3), 221-248.

Schaffer, JD, 1985. Tối úu hóa đa mục tiêu với thuật toán di truyền đánh giá véc tơ. Kỷ yếu của Hội nghị quốc tế đầu tiên về thuật toán di truyền, 93-100.

Satapathy, SC, và cộng sự, 2012. Tối úu hóa tham số thực chiều cao với tối úu hóa dựa trên dạy học. quốc tế J. Indus. Tiếng Anh Điện toán.

Schott, JR Thiết kế chịu lỗi sử dụng tối úu hóa thuật toán di truyền đơn và đa tiêu chí. Luận văn Thạc sĩ, Khoa Hàng không và Du hành vũ trụ, Viện Công nghệ Massachusetts, Cambridge, Massachusetts, tháng 5/1995.

Togan, V., 2012. Thiết kế khung thép phẳng sử dụng phư ơng pháp dạy-học tối úu hóa. Tiếng Anh cấu trúc. 34, 225-232.

Xue, F., Sanderson, AC, Graves, RJ, 2003. Tiến hóa thực thể khác biệt đa mục tiêu dựa trên Pareto. Kỷ yếu của Đại hội Điện toán Tiến hóa 2003 (CEC'2003) 2, 862-869.

Yang, BS, Yeun, YS, Ruy, WS, 2002. Quản lý các mô hình xấp xỉ trong tối úu hóa đa mục tiêu. cấu trúc. Đa ngành. tối úu. 24, 141-156.

Zhang, Qingfu, Zhou, Aimin, Jin, Yaochu, 2008. RM-MEDA: ư ớc lư ợng thuật toán phân phối đa mục tiêu dựa trên mô hình đều đặn. IEEE Trans. tiến hóa. Tính toán. 12(1), 182-197.

Zhang, Q., Li, H., 2007. MOEA/D: thuật toán tiến hóa đa mục tiêu dựa trên sự phân tách. IEEE Trans. tiến hóa. Tính toán. 11(6), 712-731.

Zitzler, E., Thiele, L., 1999. Thuật toán tiến hóa đa mục tiêu: nghiên cứu trư ờng hợp so sánh và phư ơng pháp tiếp cận pareto sức mạnh. IEEE Trans. tiến hóa. Điện toán. 3(4), 257-271.