

# Tiến hóa đa nhân tố: Hướng tới đa nhiệm tiến hóa

Abhishek Gupta, Yew-Soon Ong \* và Liang Feng



**Tóm tắt**—Thiết kế của các thuật toán tiến hóa thường tập trung vào việc giải quyết một cách hiệu quả một vấn đề tối ưu hóa duy nhất tại một thời điểm. Bất chấp sự song song ngầm định của tìm kiếm dựa trên quần thể, vẫn chưa có nỗ lực nào được thực hiện đối với đa nhiệm, tức là, để giải quyết đồng thời nhiều vấn đề tối ưu hóa bằng cách sử dụng một quần thể các cá thể đang tiến hóa. Theo đó, bài báo này giới thiệu *đa nhiệm tiến hóa* như một mô hình mới trong lĩnh vực tối ưu hóa và tính toán tiến hóa. Đầu tiên chúng tôi chính thức hóa khái niệm đa nhiệm tiến hóa và sau đó đề xuất một thuật toán để xử lý các vấn đề như vậy. Phương pháp luận được lấy cảm hứng từ các mô hình văn hóa sinh học về *sự kế thừa đa yếu tố*, giải thích sự truyền các tính trạng phát triển phức tạp cho con cái thông qua sự tương tác của các yếu tố di truyền và văn hóa. Hơn nữa, chúng tôi phát triển một nền tảng tối ưu hóa tên miền chéo cho phép một người giải quyết các vấn đề đa dạng cùng một lúc. Các thí nghiệm số tiết lộ một số lợi thế tiềm năng của *việc chuyển gen ngầm* trong môi trường đa nhiệm. Đáng chú ý nhất, chúng tôi phát hiện ra rằng việc tạo ra và chuyển giao vật liệu di truyền tinh chế thường có thể dẫn đến sự hội tụ nhanh chóng cho một loạt các chức năng tối ưu hóa phức tạp.

**Thuật ngữ chỉ mục** - Đa nhiệm tiến hóa, Tính toán Memetic, Tối ưu hóa liên tục, Tối ưu hóa rời rạc.

## I. TÔI GIỚI THIỆU

**CÁCH MẠNG** thuật toán (EAs) là metaheuristics tối ưu hóa hoạt động dựa trên các nguyên tắc của Darwin về *Lựa chọn tự nhiên* hoặc *Sự sống còn của loài phù hợp nhất* [1]. Các thuật toán bắt đầu với một dân số của cá nhân mà trải qua tương tự tính toán của sinh sản hữu tính và đột biến để tạo ra một thế hệ của con cái. Các thủ tục nhắc lại bản thân với mục đích bảo quản vật liệu di truyền mà làm cho một fitter cá nhân đối với một định với môi trường, trong khi loại bỏ đó mà làm cho nó yếu. Các thuật ngữ 'môi trường' được sử dụng ở đây như một ẩn dụ cho cảnh quan của hàm mục tiêu đang được tối ưu hóa.

Trong những năm qua, EAs đã được áp dụng thành công để giải quyết nhiều vấn đề tối ưu hóa trong khoa học, nghiên cứu hoạt động (OR) và kỹ thuật. Những vấn đề này nói chung có thể được phân thành hai nhóm: a) tối ưu hóa đơn mục tiêu (SOO) [2], trong đó mọi điểm trong không gian tìm kiếm ánh xạ tới giá trị mục tiêu vô hướng, hoặc b) tối ưu hóa đa mục tiêu (MOO) [3] - [7], trong đó mọi điểm trong không gian tìm kiếm ánh xạ tới một hàm mục tiêu có giá trị vector. Trong bài báo này, chúng tôi giới thiệu một loại vấn đề thứ ba mà chúng tôi gắn nhãn là

\* Đồng tác giả  
Abhishek Gupta và Yew-Soon Ong thuộc Phòng thí nghiệm Sau đại học Trí tuệ Tính toán (CIGL), Trường Kỹ thuật Máy tính, Đại học Công nghệ Nanyang, Singapore 639798. E-mail: abhishekg@ntu.edu.sg, asysong@ntu.edu.sg.  
Liang Feng theo học tại trường Cao đẳng Khoa học Máy tính, Đại học Trùng Khánh, Trung Quốc. E-mail: liangf@cqu.edu.cn.

*tối ưu hóa đa yếu tố* (MFO). Về nguyên tắc, MFO cung cấp phạm vi khai thác triệt để tính song song tiềm ẩn của tìm kiếm dựa trên dân số, theo cách mà cho đến nay vẫn chưa được khám phá trong lĩnh vực tính toán tiến hóa. MFO là một mô hình đa nhiệm tiến hóa được đặc trưng bởi sự tồn tại đồng thời của nhiều không gian tìm kiếm tương ứng với các tác vụ khác nhau (có thể phụ thuộc lẫn nhau hoặc không phụ thuộc lẫn nhau), mỗi vùng sở hữu một cảnh quan chức năng duy nhất. *Do đó, danh pháp này được lấy cảm hứng từ quan sát rằng mọi nhiệm vụ đều đóng góp một yếu tố duy nhất ảnh hưởng đến sự tiến hóa của một quần thể cá thể*. Như một ví dụ minh họa, hãy tưởng tượng giải quyết đồng thời hai nhiệm vụ khác nhau của chuỗi cung ứng trong thế giới thực, cụ thể là a) lập lịch trình của hàng việc làm (tối ưu hóa sản xuất) và b) định tuyến phương tiện (tối ưu hóa hậu cần), trong một bộ giải tiến hóa duy nhất. Sự kết hợp như vậy được coi là một hình thức của MFO. Với nền tảng này, mục đích của bài báo này là trước tiên thiết lập MFO như một khái niệm mới trong việc tối ưu hóa và tính toán tiến hóa, khác với những ý tưởng hiện có về SOO và MOO. Sau đó, chúng tôi tìm cách phát triển một EA chung cho MFO, một EA có khả năng đa nhiệm qua nhiều tối ưu hóa các vấn đề theo cách hiệu quả nhất có thể.

Tiếp theo tiền đề của EAs cổ điển, chúng tôi sử dụng lĩnh vực sinh học tiến hóa để lấy cảm hứng thuật toán. Đặc biệt, các kỹ thuật được khám phá trong bài báo này được lấy cảm hứng từ các mô hình *thừa kế đa nhân tố*, cho rằng các đặc điểm phát triển phức tạp của con cái bị ảnh hưởng bởi sự tương tác của các yếu tố di truyền và văn hóa [8], [9]. Nói cách khác, sự lây truyền di truyền và văn hóa không thể được điều trị độc lập. Ví dụ, trong khi những gì một cá nhân học được có thể phụ thuộc vào kiểu gen của nó, thì sự chọn lọc tác động lên hệ thống di truyền có thể được tạo ra hoặc sửa đổi bởi sự lan truyền của một đặc điểm văn hóa [10], [11]. Những đặc điểm văn hóa này thường bắt nguồn từ việc học hỏi xã hội hoặc từ việc cha mẹ truyền lại những phong tục và sở thích nhất định cho con cái của họ. Tương đương tính toán của thừa kế đa nhân tố, với mục đích đa nhiệm tiến hóa hiệu quả, được thiết lập bằng cách xem xét mỗi nhiệm vụ tối ưu hóa để đóng góp một môi trường riêng biệt trong đó con cái có thể được nuôi dưỡng. Do đó, MFO dẫn đến sự cùng tồn tại của nhiều khối thiên vị văn hóa (hoặc *meme* [12]), một khối tương ứng với mỗi nhiệm vụ tối ưu hóa. Sự tiến hóa tiếp theo của các cá thể được mã hóa trong cảnh quan tổng hợp được mô phỏng thông qua sự tác động lẫn nhau của các yếu tố di truyền và văn hóa. Mặc dù cấu trúc cơ bản của thuật toán được đề xuất tương tự như cấu trúc của một EA cổ điển, nhưng nó được bổ sung thêm các tính năng được vay mượn từ các mô hình kế thừa đa yếu tố. Ngoài ra, thuật toán được đề xuất sau đây được gọi là *thuật toán tiến hóa đa nhân tố* (MFEA).

Một động lực thực tế mạnh mẽ cho mô hình MFO bắt nguồn từ sự phổ biến ngày càng nhanh chóng của đám mây





ngành máy tính. Đặc biệt, chúng tôi tưởng tượng một nền tảng đám mây

đồng thời.

Không có

nói chung,

tất cả các

nhiệm vụ

là

dịch vụ theo yêu cầu cung cấp cho khách hàng quyền truy cập vào phần mềm tối ưu hóa hiện đại. Về vấn đề này, chúng tôi nhận thấy rằng một dịch vụ đám mây phải đối mặt với hiện tượng tự nhiên trong đó nhiều tác vụ tối ưu hóa có thể được nhận từ nhiều người dùng cùng một lúc. Các tác vụ này có thể có các thuộc tính tương tự hoặc thuộc các miền hoàn toàn khác nhau. Do đó, để MFEA có thể triển khai như một *công cụ đa nhiệm* dựa trên đám mây, nó phải có khả năng *tối ưu hóa miền chéo* (nghĩa là khả năng xử lý đồng thời các vấn đề tối ưu hóa liên tục cũng như rời rạc). Việc theo đuổi tính tổng quát như vậy được thực hiện trong bài báo này bằng cách đề xuất một *sơ đồ biểu diễn thống nhất* trong đó mọi biến được mã hóa đơn giản bằng một khóa ngẫu nhiên từ 0 đến 1 [13]. Trong khi việc giải mã biểu diễn như vậy là đơn giản đối với các vấn đề liên tục, chúng tôi thảo luận về các kỹ thuật cũng bao gồm các vấn đề rời rạc khác nhau, do đó đảm bảo một nền tảng tối ưu hóa miền chéo. Tuy nhiên, cần nhấn mạnh rằng khái niệm MFO về cơ bản không bị ràng buộc với đa nhiệm miền chéo. Các bộ giải miền cụ thể thực sự có thể được sử dụng khi tất cả các tác vụ cấu thành thuộc cùng một miền.

Chi tiết về các khái niệm được trình bày ở trên được sắp xếp trong bài báo như sau. Phần II chính thức hóa khái niệm MFO. Phần III nêu rõ sự phân biệt lý thuyết giữa MFO và MOO. Trong Phần IV, MFEA được mô tả chi tiết. Các ví dụ số trong tối ưu hóa liên tục được trình bày trong Phần V để giới thiệu những lợi ích của việc khai thác tiềm năng

giả định là các vấn đề *giảm thiểu*. Các *j* thứ nhiệm vụ, ký hiệu là  $T_j$ , được coi là có một không gian tìm kiếm  $X_j$  mà trên đó hàm mục tiêu được định nghĩa là  $f_j: X_j \rightarrow \mathbb{R}$ . Ngoài ra, mỗi nhiệm vụ có thể bị ràng buộc bởi một số điều kiện bình đẳng và / hoặc bất bình đẳng phải được thỏa mãn để một giải pháp được coi là khả thi.

Trong bối cảnh như vậy, chúng tôi định nghĩa MFO là *một mô hình đa nhiệm tiến hóa được xây dựng dựa trên tính song song* ngầm của tìm kiếm dựa trên tập hợp với mục đích tìm ra  $\{x_1, x_2, \dots, x_{K-1}, x_K\} = \argmin \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_{K-1}(x), f_K(x)\}$ , trong đó  $x_j$  là nghiệm khả thi trong  $X_j$ . Ở đây, mỗi  $f_j$  được coi là một *yếu tố* bổ sung ảnh hưởng đến sự tiến hóa của một quần thể cá thể. Vì lý do này, bài toán tổng hợp sau đây được gọi là bài toán *K- yếu tố*.

Để thiết kế các bộ giải tiến hóa cho MFO, cần phải xây dựng một kỹ thuật chung để so sánh các thành viên của quần thể trong một môi trường đa nhiệm. Để đạt được điều này, trước tiên chúng ta xác định một tập các thuộc tính cho mọi  $p_i$  riêng lẻ, trong đó  $i \in \{1, 2, \dots, |P|\}$ , trong một quần thể  $P$ . Lưu ý rằng các cá nhân được mã hóa trong một không gian tìm kiếm thống nhất bao gồm  $X_1, X_2, \dots, X_K$  và có thể được giải mã thành một biểu diễn giải pháp theo nhiệm vụ cụ thể đối với từng nhiệm vụ tối ưu hóa  $K$ . Các hình thức giải mã của  $p_i$  do đó có thể được viết như sau  $\{x_i, x_i, \dots, x_i\}$ , nơi  $x_i \in X_1, x_i \in X_2, \dots$ , và  $x_i \in X_K$ .

**Định nghĩa 1 ( Chi phí giai thừa ) :** Đối với một trao nhiệm vụ  $T_j$ , các *sự thật o r i a l c o s t p i o f i n d i v i d u a l p i* s g i v e n b y  $\Psi_i = \lambda \cdot \delta_i + f_i$ ;

bổ sung di truyền giữa các nhiệm vụ, như được tạo điều kiện thuận lợi bởi

trong đó  $\lambda$  là hệ số phạt lớn,  $f_i$  và  $\delta_i$  là

$j$   $j$

đa nhiệm tiến hóa. Các kỹ thuật mở rộng mô hình để kết hợp lĩnh vực tối ưu hóa rời rạc được thảo luận trong Phần VI. Phần VII bao gồm các kết quả thử nghiệm khác làm nổi bật tiềm năng của đa nhiệm tiến hóa như một công cụ thông minh tính toán dựa trên đám mây, thu hút sự chú ý đặc biệt đến khả năng tối ưu hóa miền chéo của nó. Cuối cùng, một số hướng quan trọng cho nghiên cứu trong tương lai được tiết lộ trong Phần VIII.

giá trị mục tiêu và tổng vi phạm ràng buộc tương ứng của  $p_i$  đối với  $T_j$ . Theo đó, nếu  $p_i$  khả thi đối với  $T_j$  (không vi phạm ràng buộc), chúng ta có  $\Psi_i = f_i$ .

**Định nghĩa 2 ( thừa Rank ) :** Các *thừa bậc r i* của  $p_i$  vào nhiệm vụ  $T_j$  chỉ đơn giản là chỉ số của  $p_i$  trong danh sách dân số thành viên được sắp xếp trong thứ tự tăng dần đối với  $\Psi_j$ .

Trong khi chỉ định các cấp bậc thừa, bất cứ khi nào  $\Psi^a = \Psi^b$  cho một

$j \quad j$

II. MULTIFACTORIAL OPTIMIZATION

Trong phần này, chúng tôi chính thức hóa khái niệm MFO và mô tả cách đánh giá hoạt động tương đối của một cá nhân trong quần thể trong môi trường đa nhiệm.

Trước khi tiếp tục, điều quan trọng đầu tiên là phải xem xét mối quan hệ giữa các nhiệm vụ cấu thành trong MFO. Nó là

cấp cá thể  $p_a$  và  $p_b$ , tính chắc là được phân giải bằng cách thất dây ngẫu nhiên. Tuy nhiên, vì hiệu suất của hai cá nhân là tương đương với nhiệm vụ thứ  $j$ , chúng tôi gán nhãn họ là đối tác thứ  $j$ .

*Định nghĩa 3 (Thế vô hướng):* Danh sách các bậc giai thừa  $\{r^i, r, \dots, r\}$  của một cá nhân  $p$  bị giảm xuống mức phù hợp vô hướng

xứng đáng để đề cập rằng các khái niệm của tiến hóa

đa nhiệm không đặt ra bất kỳ ràng buộc nghiêm ngặt nào đối với mối quan hệ giữa các nhiệm vụ. Đặc biệt, các nhiệm vụ quan tâm có thể

dựa trên thứ hạng tốt nhất của nó trong tất cả các nhiệm vụ; tức là,  $\varphi_i = 1 / \text{phút}$

$j \in \{1, \dots, K\}$

$\{r_j\}$ .



là riêng biệt, hoặc là các thành phần phụ thuộc lẫn nhau của một bài toán đa thành phần lớn. Tuy nhiên, trong bài giới thiệu này, cuộc thảo luận của chúng ta sẽ tập trung vào trường hợp cũ, tức là khi không có kiến thức trước về bất kỳ sự phụ thuộc giữa các nhiệm vụ. Nói cách khác, chúng tôi coi đa nhiệm trên các vấn đề tối ưu hóa mà theo truyền thống thường được xem độc lập (như các nhiệm vụ riêng biệt). Vì vậy, mục đích của MFO là không để tìm tối ưu thỏa hiệp giữa các cấu trúc chức năng mục tiêu. Thay vào đó, mục tiêu là tối ưu hóa hoàn toàn và đồng thời từng nhiệm vụ, được hỗ trợ bởi tính song song tiềm ẩn của tìm kiếm dựa trên dân số.

Trong phạm vi đã đề cập ở trên, hãy xem xét một tình huống trong đó  $K$  nhiệm vụ tối ưu hóa sẽ được thực hiện

*Định nghĩa 4 (Kỹ năng Yếu tố):* Các yếu tố kỹ năng  $\tau_i$  của  $p_i$  là một trong những nhiệm vụ, trong số tất cả các nhiệm vụ khác trong MFO, mà trên đó cá nhân có hiệu quả nhất, tức là,  $\tau_i = \text{argmin}_j \{r_i\}$  trong đó  $j \in \{1, 2, \dots, K\}$ .

Một khi thể lực của mọi cá nhân đã được mở rộng theo Định nghĩa 3, việc so sánh hiệu suất có thể được thực hiện một cách đơn giản. Ví dụ,  $p_a$  được coi là trội hơn  $p_b$  theo nghĩa đa nhân tố đơn giản nếu  $\varphi_a > \varphi_b$ . Chúng tôi biểu thị mối quan hệ này giữa hai cá nhân là  $p_a \gg p_b$ . Trong trường hợp hai cá nhân có yếu tố kỹ năng tương tự, tức là  $\tau_{\text{mới}} = \tau_b = j$ , và họ cũng xảy ra được  $j$ -đối tác, chúng ta gọi họ như là *mạnh mẽ đối tác*.

Điều quan trọng cần lưu ý là quy trình được mô tả



trước đây để so sánh các cá nhân không phải là tuyệt đối. Vì thứ hạng giai thừa của một cá nhân (và mặc nhiên là yếu tố thể lực và kỹ năng vô hướng của nó) phụ thuộc vào thành tích của mọi cá nhân khác trong quần thể, nên sự so sánh trên thực tế phụ thuộc vào quần thể. Tuy nhiên, thủ tục đảm bảo rằng nếu một  $p^*$  riêng lẻ ánh xạ tới mức tối ưu toàn cục của bất kỳ tác vụ nào, thì  $\varphi^* \geq \varphi_i$  với mọi  $i \in \{1, 2, \dots, |P|\}$ . Do đó, có thể nói rằng kỹ thuật được đề xuất thực sự phù hợp với định nghĩa sau đó về tính tối ưu đa yếu tố.

*Định nghĩa 5 (Tính tối ưu đa yếu tố):* Một  $p^*$  riêng lẻ, với danh sách các giá trị mục tiêu  $\{f^*, f^*, \dots, f^*\}$ , được coi là

$\{p_1, p_2, p_5, p_6\} \gg \{p_3, p_4\}$ . Nói cách khác,  $\{p_1, p_2, p_5, p_6\}$  được coi là không thể so sánh với nhau theo nghĩa đa nhân tố và luôn được ưu tiên hơn  $\{p_3, p_4\}$ . Do đó, có sự bất đồng về hiệu suất tương đối của các cá nhân được suy ra từ các nguyên tắc của MOO và MFO.

IV. THE MULTIFACTORIAL EVOLUTIONARY Một LGORITHM Các MFEA được lấy cảm hứng bởi các sinh văn hóa mô hình của

kế thừa đa nhân tố. Khi làm việc của thuật toán được dựa trên việc truyền tải các khối xây dựng sinh học và văn hóa (gen và memes) [20], [21] từ cha mẹ đến con cái của họ, các MFEA được coi như thuộc vào các lĩnh vực của

tối ưu theo nghĩa đa nhân tố iff  $\exists j \in \{1, 2, \dots, K\}$  sao cho

$f^* \leq f_j(x_j)$ , với mọi khả thi  $x_j \in X_j$ .

### III. MFO VÀ MOO: HÌNH ẢNH S VÀ KHOẢNG CÁCH D

Trong một số trường hợp, có thể lập luận rằng các EA tiêu chuẩn cho MOO (tức là MOEA) có thể áp dụng cho mục đích của MFO. Tuy nhiên, cần phải quan sát rằng tồn tại một sự khác biệt cơ bản giữa các nguyên tắc của hai mô hình. Trong khi MFO nhằm mục đích *tận dụng tính song song tiềm ẩn của tìm kiếm dựa trên quần thể để khai thác sự bổ sung di truyền tiềm ẩn giữa nhiều nhiệm vụ*, MOEA cố gắng giải quyết hiệu quả xung đột giữa các mục tiêu cạnh tranh của *cùng một nhiệm vụ*. Do đó, khái niệm về tính tối ưu Pareto [14], [15] không có trong phạm vi quy định cho MFO vì tính tối ưu đa yếu tố không phụ thuộc vào việc tìm kiếm sự cân bằng tốt giữa các mục tiêu khác nhau. Thay vào đó, nó phụ thuộc vào việc tìm ra mức tối ưu toàn cục của ít nhất một hàm mục tiêu cấu thành.



Hình 1. Các điểm mẫu trong không gian mục tiêu kết hợp của hai nhiệm vụ tối ưu hóa giả định.

Để nhấn mạnh thêm sự khác biệt, chúng tôi đề cập đến không gian khách quan của một bài toán 2 giai thừa giả thuyết được mô tả trong Hình 1. Từ các nguyên tắc sắp xếp không bị chi phối được sử dụng trong MOEAs [16], [17], theo đó các cá nhân  $\{p_2, p_3, p_4, p_5\}$  thuộc mặt trận thứ nhất không bị chi phối trong khi  $\{p_1, p_6\}$  thuộc mặt trận thứ hai không bị chi phối. Nói cách khác, các cá thể  $\{p_2, p_3, p_4, p_5\}$  không thể so sánh với nhau và luôn được ưu tiên hơn  $\{p_1, p_6\}$ . Tuy nhiên, dựa trên các định nghĩa trong Phần II, các cá thể  $p_1$  và  $p_2$  (và cả  $p_5$  và  $p_6$ ) được coi là các đối tác mạnh. Hơn thế nữa,

*tính toán memetic* [18], [19]. Đặc biệt, các hiệu ứng văn hóa được kết hợp thông qua hai đặc điểm của sự kế thừa đa yếu tố hoạt động đồng thời, đó là (a) *giao phối đa dạng* và (b) *truyền tải văn hóa theo chiều dọc*. Chi tiết về các tính năng này và các tính năng tương tự của chúng sẽ được thảo luận ở đây.

Mặc dù cấu trúc cơ bản của MFEA (được trình bày trong Thuật toán 1) tương tự như cấu trúc của EA *tinh hoa* cổ điển [15], các phép tăng cường memetic đã nói ở trên biến nó thành một bộ giải MFO hiệu quả.

#### Thuật toán 1: Cấu trúc cơ bản của MFEA.

1. Tạo một quần thể ban đầu của các cá thể và lưu trữ nó trong *cửa sổ pop hiện tại* ( $P$ ).
2. Đánh giá mọi cá nhân đối với mọi tác vụ tối ưu hóa trong môi trường đa nhiệm.
3. Tính hệ số kỹ năng ( $\tau$ ) của mỗi cá nhân.
4. **trong khi** (điều kiện dừng không được thỏa mãn) **làm**
  - i. Áp dụng các nhà khai thác di truyền trên *hiện tại-pop* để tạo ra một *con lai-pop* ( $C$ ). Tham khảo Thuật toán 2.
  - ii. Chỉ đánh giá các cá thể trong hệ thống *con cái* cho các nhiệm vụ tối ưu hóa đã chọn (xem Thuật toán 3).
  - iii. Kết hợp giữa *off-pop* và *current-pop* để tạo thành một *trung gian-pop* ( $P \cup C$ ).
  - iv. Cập nhật thể lực vô hướng ( $\phi$ ) và hệ số kỹ năng ( $\tau$ ) của mọi cá nhân trong *trung cấp*.
  - v. Chọn cá nhân fittest từ *trung cấp* để tạo thành tiếp theo *hiện tại-pop* ( $P$ ).

#### 5. kết thúc trong khi

##### A. Khởi tạo quần thể

Giả sử rằng trong  $K$  nhiệm vụ tối ưu hóa được thực hiện đồng thời, chiều của nhiệm vụ  $thứ j$  được cho bởi  $D_j$ . Theo đó, chúng ta xác định một không gian tìm kiếm thống nhất có số chiều ( $D_{đa nhiệm}$ ) bằng  $\max_j \{D_j\}$ . Do đó, trong bước khởi tạo quần thể, mỗi cá nhân đều được ưu đãi với một vectơ gồm các biến ngẫu nhiên  $đa nhiệm D$  (mỗi biến nằm trong phạm vi cố định  $[0, 1]$ ). Vectơ này tạo nên *những sắc thể* (vật chất di truyền hoàn chỉnh) của cá thể đó. Về cơ bản, kích thước  $thứ i$  của không gian tìm kiếm hợp nhất được biểu diễn bằng một khóa ngẫu nhiên  $y_i$  và phạm vi cố định thể hiện giới hạn hợp của không gian hợp nhất. Trong khi giải quyết

nhiệm vụ  $T_j$ , chúng tôi chỉ đơn giản đề cập đến các khóa ngẫu nhiên  $D_j$  đầu tiên của nhiễm sắc thể. Động lực đằng sau việc sử dụng kỹ thuật mã hóa như vậy, thay vì chỉ cần ghép các biến của mỗi nhiệm vụ tối ưu hóa để tạo thành một nhiễm sắc thể không lồ  $D_1 + D_2 + \dots$ .

+ Phần tử  $D_K$ , là hai phần tử:



Một) Từ quan điểm thực tế, nó giúp vượt qua những thách thức liên quan đến lời nguyên về chiều khi một số nhiệm vụ với không gian tìm kiếm đa chiều phải được giải quyết đồng thời.

NS) Về cơ sở lý thuyết, nó được coi là một phương tiện hữu hiệu để tiếp cận sức mạnh của tìm kiếm dựa trên dân số. Vì *schemata* (hoặc các khối xây dựng di truyền) [22] tương ứng với các nhiệm vụ tối ưu hóa khác nhau được chứa trong một nhóm vật liệu di truyền thống nhất, chúng sẽ được EA xử lý song song. Quan trọng nhất, điều này khuyến khích việc khám phá và chuyển giao ngầm các vật liệu di truyền hữu ích từ nhiệm vụ này sang nhiệm vụ khác một cách hiệu quả. Hơn nữa, vì một cá thể đơn lẻ trong quần thể có thể thừa hưởng các khối xây dựng di truyền tương ứng với nhiều nhiệm vụ tối ưu hóa, nên sự tương tự với thừa kế đa yếu tố trở nên có ý nghĩa hơn.

### B. Cơ chế di truyền

Các EA chính tắc sử dụng một cặp toán tử di truyền, cụ thể là, *sự giao nhau* và *đột biến* [23], [24], tương tự như tên gọi sinh học của chúng. Một đặc điểm chính của MFEA là các điều kiện nhất định phải được thỏa mãn để hai ứng cử viên cha mẹ được chọn ngẫu nhiên trải qua cuộc trao đổi chéo. Nguyên tắc tiếp theo là giao phối không theo nhóm hoặc khác nhau [8], [9], trong đó nói rằng các cá thể thích giao phối với những người có cùng nền tảng văn hóa. Trong MFEA, yếu tố kỹ năng ( $\tau$ ) được xem như là một đại diện tính toán của thành kiến văn hóa của một cá nhân. Do đó, hai ứng viên phụ huynh được chọn ngẫu nhiên có thể tự do trải qua cuộc trao đổi chéo nếu họ có cùng yếu tố kỹ năng. Ngược lại, nếu các yếu tố kỹ năng của chúng khác nhau, sự giao nhau chỉ xảy ra theo một xác suất giao phối ngẫu nhiên được quy định ( $rpm$ ), hoặc nếu không sẽ phát sinh đột biến. Các bước để tạo ra con cái theo các quy tắc này được cung cấp trong Thuật toán 2.

#### Thuật toán 2: Giao phối tương đối.

Hãy xem xét hai ứng cử viên mẹ  $p_a$  và  $p_b$  được chọn ngẫu nhiên

từ hiện tại.

1. Tạo một số ngẫu nhiên  $rand$  giữa 0 và 1.

2. **if** ( $\tau_a == \tau_b$ ) hoặc ( $rand < rpm$ ) **thì**

i. Bỏ mẹ  $p_a$  và  $p_b$  lại với nhau để sinh ra hai cá thể con là  $c_a$  và  $c_b$ .

3. **khác**

i.  $P_{ab}$  mẹ bị đột biến nhẹ để sinh ra đời con  $c_a$ .

ii. Bỏ mẹ  $p_b$  bị đột biến nhẹ để sinh ra đời con  $c_b$ .

4. **kết thúc nếu**

Sự xuất hiện của giao phối đồng loại trong thế giới tự nhiên được sử dụng trong các mô hình di truyền đa nhân tố để giải thích các tính trạng phá hệ kéo dài qua nhiều thế hệ [8]. Trong trường hợp của chúng ta, tham số  $rpm$  được sử dụng để cân bằng giữa việc khai thác và khám phá không gian tìm kiếm. Giá trị  $rpm$  gần bằng 0 ngụ ý rằng chỉ những cá thể giống nhau về văn hóa mới được phép giao nhau, trong khi giá trị gần bằng 1 cho phép giao phối hoàn toàn ngẫu nhiên. Trong trường hợp trước đây, sự giao phối chủ yếu giữa các nền văn hóa (tức là giữa các ứng viên gốc có cùng yếu tố kỹ năng) và các biến thể di truyền nhỏ do đột biến tạo ra (xảy ra khi ứng viên bố mẹ có các yếu tố kỹ năng khác nhau), tạo điều kiện thuận lợi cho việc quét các vùng hạn chế của không gian tìm kiếm. Như một kết quả tuy nhiên, có lẽ luôn các

xu hướng cho các giải pháp bị mắc kẹt trong optima cục bộ. Ngược lại, sự gia tăng giao phối giữa các nền văn hóa xảy ra dưới các giá trị  $rpm$  lớn hơn (gần hơn 1) cho phép tăng cường khả năng khám phá toàn bộ không gian tìm kiếm, do đó tạo điều kiện thoát khỏi optima cục bộ. Hơn nữa, giao phối độc quyền giữa các cá thể thuộc cùng một nền văn hóa có thể dẫn đến việc mất đi vật chất di truyền tốt và đa dạng sẵn có từ các nền văn hóa khác. Do đó,  $rpm$  phải được chọn sao cho đảm bảo sự cân bằng tốt giữa việc quét kỹ các vùng nhỏ hơn trong không gian tìm kiếm và khám phá toàn bộ không gian.

Cuối cùng, trong khi chọn các toán tử giao nhau và đột biến, cần lưu ý rằng các khóa ngẫu nhiên được trình bày trước đó luôn được hiểu là các biến liên tục, ngay cả khi vấn đề tối ưu hóa cơ bản là rời rạc. Điều này khuyến khích việc sử dụng các nhà khai thác di truyền được mã hóa thực hiện có, hoặc thiết kế các nhà khai thác mới để cải thiện việc điều hướng các cảnh quan tổng hợp liên quan đến MFO.

### C. Đánh giá cá nhân

Trong khi đánh giá một cá nhân cho nhiệm vụ  $T_j$ , bước đầu tiên là giải mã các khóa ngẫu nhiên của nó thành một đầu vào có ý nghĩa cho nhiệm vụ đó. Nói cách khác, biểu diễn khóa ngẫu nhiên đóng vai trò như một không gian tìm kiếm thống nhất mà từ đó có thể suy ra các biểu diễn giải pháp cụ thể cho vấn đề. Đối với trường hợp tối ưu hóa liên tục, điều này đạt được một cách đơn giản. Ví dụ, hãy coi biến thứ  $i$  ( $x_i$ ) của bài toán thực tế bị giới hạn trong phạm vi  $[L_i, U_i]$ . Nếu tương ứng ngẫu nhiên-key của một cá nhân có một giá trị  $y_i$ , sau đó lập bản đồ của mình vào sự tìm kiếm không gian của các thực thể vấn đề được đưa ra bởi  $x_i = L_i + (U_i - L_i) \cdot y_i$ . Ngược lại, đối với trường hợp tối ưu hóa rời rạc, sơ đồ giải mã nhiễm sắc thể thường phụ thuộc vào vấn đề. Trong Phần VI, chúng tôi trình bày một số minh họa về các bài toán tổ hợp nổi tiếng.



**Thuật toán 3:** Truyền tải văn hóa đọc thông qua bắt chước có chọn lọc.

Một con cái 'c' sẽ có hai bố mẹ ( $p_a$  và  $p_b$ ) hoặc một bố mẹ duy nhất ( $p_a$  hoặc  $p_b$ ) - xem Thuật toán 2.

**1. if ('c' có 2 cha mẹ) thì**

i. Tạo một số ngẫu nhiên *rand* giữa 0 và 1.

**ii. if ( *rand* < 0.5) then**

'c' bắt chước  $p_a \rightarrow$  Con cái chỉ được đánh giá cho nhiệm vụ  $\tau_a$  (hệ số kỹ năng của  $p_a$ ).

**iii. khác**

'c' bắt chước  $p_b \rightarrow$  Con cái chỉ được đánh giá cho nhiệm vụ  $\tau_b$  (hệ số kỹ năng của  $p_b$ ).

**iv. kết thúc nếu**

**2. khác**

i. 'c' bắt chước cha mẹ duy nhất của nó  $\rightarrow$  Con cái chỉ được đánh giá cho nhiệm vụ đó là yếu tố kỹ năng của cha mẹ của nó.

**3. kết thúc nếu**

4. Chi phí giai thừa của 'c' đối với tất cả các nhiệm vụ chưa được đánh giá được đặt giả tạo thành  $\infty$  (một số rất lớn).

Không cần phải nói rằng đánh giá mọi cá nhân cho mọi vấn đề đang được giải quyết thường sẽ quá tốn kém về mặt tính toán và do đó không được mong muốn. Để làm cho MFO thực tế về mặt tính toán, MFEA phải được thiết kế để hoạt động hiệu quả. Điều này đạt được ở đây bằng cách giảm tổng số



đánh giá chức năng càng nhiều càng tốt. Một quan sát quan trọng mà chúng tôi đã thực hiện là một cá nhân được tạo ra trong MFEA không chắc có hiệu suất cao trong tất cả các nhiệm vụ. Do đó, lý tưởng nhất là một cá nhân phải được đánh giá cho những nhiệm vụ được chọn mà nó có nhiều khả năng thực hiện tốt. Để kết hợp tính năng này vào MFEA một cách đơn giản, chúng tôi lấy cảm hứng từ khái niệm memetic về truyền tải văn hóa theo chiều dọc [18]. Trong di truyền đa nhân tố, di truyền văn hóa theo chiều dọc là phương thức di truyền hoạt động song song với di truyền sinh học theo cách mà kiểu hình của con cái bị ảnh hưởng trực tiếp bởi kiểu hình của bố mẹ nó [8] - [11]. Tính tương tự của hiện tượng nói trên được thực hiện trong MFEA bằng cách cho phép con cái bắt chước yếu tố kỹ năng (đặc điểm văn hóa) của bất kỳ cha mẹ nào của chúng. Tính năng này, dán nhãn là *giả chọn lọc*, đạt được số lượng bằng cách làm theo các bước trong thuật toán 3. Như vậy, thay vì của việc đánh giá một

## V. THE BENEFIT OF MULTITASKING

Về lý thuyết, đa nhiệm hứa hẹn một số tính năng đặc biệt hấp dẫn trong các tình huống trong đó một số công việc được thực hiện đồng thời; trong trường hợp của chúng tôi, mỗi công việc là một vấn đề tối ưu hóa cần được giải quyết. Một trường hợp điển hình là nhà cung cấp dịch vụ đám mây phải đối mặt với nhu cầu dịch vụ từ nhiều khách hàng cùng một lúc. Các tính năng được quan tâm đặc biệt trong bối cảnh này bao gồm, a) giảm thiểu *makespan* (ví dụ, thời gian cần thiết để hoàn thành tất cả công việc) [25], [26], và b) cung cấp các giải pháp chất lượng cao. Trong phần này, chúng tôi trình bày các thí nghiệm số cho thấy hiệu quả của MFO về mặt này, do đó khuyến khích sự phát triển thêm của khái niệm này.

Chúng tôi bắt đầu bằng cách chọn ba chức năng điểm chuẩn phổ biến từ tối ưu hóa liên tục,

Một) Chức năng hình cầu,

con cái cho mọi nhiệm vụ, nó chỉ được đánh giá cho một nhiệm vụ.

Cần lưu ý rằng việc kết hợp các hiệu ứng văn hóa theo cách thức quy định làm giảm đáng kể tổng số

$$\sum_{i=1}^D$$

$$x^2. \quad (1)$$

đánh giá chức năng cần thiết. Trên thực tế, đối với một bài toán giai thừa  $K$ , các đánh giá hàm được giảm gần như một hệ số  $K$  so với trường hợp sẽ xảy ra nếu một cá nhân đã được đánh giá cho tất cả các nhiệm vụ.

NS) Hàm Ackley [27], [28],

$$20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D f_i}) -$$

#### D. Hoạt động lựa chọn

Như được trình bày trong Thuật toán 1, MFEA tuân theo một chiến lược tinh hoa nhằm đảm bảo rằng những cá nhân tốt nhất tồn tại qua các thế hệ. Để xác định những cá nhân tốt nhất, chúng tôi sử dụng các kỹ thuật được trình bày trong Phần II

$$\exp \left( \sum_{i=1}^D \cos(2\pi z_i) \right); \mathbf{z} = \mathbf{M}_A \times (\mathbf{x} - \mathbf{O}_A). \quad (2)$$

NS) Hàm của Rastrigin [27], [28],

để so sánh các thành viên dân số trong khi làm việc đa nhiệm.

$\sum_{i=1}^D$

$$(z^2 - 10 \cos(2\pi z_i) + 10); \mathbf{z} = \mathbf{M}_R \times (\mathbf{x} - \mathbf{O}_R). \quad (3)$$

#### E. Tóm tắt các tính năng nổi bật của MFEA

Các EA tiêu chuẩn thường tạo ra một lượng lớn các giải pháp ứng viên, tất cả đều không có khả năng đủ năng lực cho nhiệm vụ hiện tại. Ngược lại, trong môi trường đa nhiệm, trực quan có khả năng xảy ra một cá nhân được tạo ngẫu nhiên hoặc biến đổi gen có khả năng thực hiện ít nhất một nhiệm vụ. Cơ chế của MFEA được xây dựng dựa trên sự quan sát này bằng cách phân chia dân số thành các nhóm kỹ năng khác nhau một cách hiệu quả, mỗi nhóm hoàn thành xuất sắc một nhiệm vụ khác nhau. Điều thú vị và quan trọng hơn, có thể vật chất di truyền được tạo ra trong một nhóm cụ thể hóa ra cũng hữu ích cho một nhiệm vụ khác. Do đó, trong những tình huống như vậy, phạm vi chuyển gen giữa các nhiệm vụ có thể dẫn đến việc phát hiện ra các optima toàn cầu khó tìm thấy. Trong MFEA, việc chuyển giao vật liệu di truyền được tạo điều kiện thuận lợi bằng cách cho phép các nhóm kỹ năng khác nhau giao tiếp với nhau một cách có kiểm soát, thông qua trao đổi chéo nhiễm sắc thể không thường xuyên. Điều này hoàn toàn đạt được nhờ hai thành phần của thuật toán hoạt động phối hợp, cụ thể là, a) *rpm*, cho phép các cá nhân có các yếu tố kỹ năng riêng biệt giao phối với nhau với một số xác suất, do đó tạo ra một môi trường đa văn hóa cho con cái được nuôi dưỡng, và b) thực tế là con cái được tạo ra sau đó có thể chọn ngẫu nhiên một yếu tố kỹ năng của cha mẹ để bắt chước (xem Thuật toán 3). Chúng tôi cho rằng mặc dù giao tiếp quá mức có thể làm gián đoạn tìm kiếm tập trung, nhưng việc cấm giao tiếp cũng là điều không mong muốn vì nó hạn chế khả năng khám phá và sức mạnh của tính song song ngầm được cung cấp bởi toàn bộ dân số.

Lưu ý rằng trong phương trình (2) và (3),  $\mathbf{M}_A$  và  $\mathbf{M}_R$  là các ma trận quay được tạo ngẫu nhiên. Hơn nữa,  $\mathbf{O}_A$  và  $\mathbf{O}_R$  là tùy chọn toàn cục của các chức năng tương ứng.

Các tài liệu đều biết rằng mức độ phức tạp của các vấn đề được lựa chọn là không đồng nhất. Hàm cầu lồi là đơn giản nhất, trong khi hàm của Rastrigin đa phương thức khó tối ưu hơn đáng kể. Các tính năng này cung cấp một nền tảng lý tưởng để chứng minh cách vật liệu di truyền được tạo ra trong các vấn đề tương đối đơn giản có thể được sử dụng để hỗ trợ tối ưu hóa các chức năng phức tạp.

#### A. Đa nhiệm trên các chức năng với optima giao nhau

Trong tập hợp các ví dụ đầu tiên, chúng tôi kiểm tra các trường hợp trong đó tùy chọn toàn cục của các hàm đã chọn đang giao nhau. Điều này đạt được bằng cách đặt  $\mathbf{O}_A = \mathbf{O}_R = 0$  (điểm gốc) và bằng cách xem xét các không gian tìm kiếm đồng nhất cho cả ba hàm. Điều kiện thứ hai được thỏa mãn bằng cách giả sử phạm vi của không gian tìm kiếm là  $[-50, 50]$  trong mọi thứ nguyên, cho tất cả các thử nghiệm trong tiêu mục này. Nói cách khác, chúng tôi đảm bảo rằng thực sự tồn tại một số vật chất di truyền hữu ích có thể được chuyển từ vấn đề này sang vấn đề khác.

Trong các thí nghiệm số tiếp theo, chúng tôi xem xét các biến thể 20 và 30 chiều của các hàm. Chúng được gọi tắt bằng cách ghép thứ nguyên của vấn đề với chữ cái đầu tiên của tên hàm, tức là 20S, 30S, 20A, 30A, 20R và 30R. Trong khi đa nhiệm, nếu, ví dụ, 20S và 20A được giải quyết đồng thời, thì bài toán 2 giai thừa tổng hợp được ký hiệu là (20S, 20A).

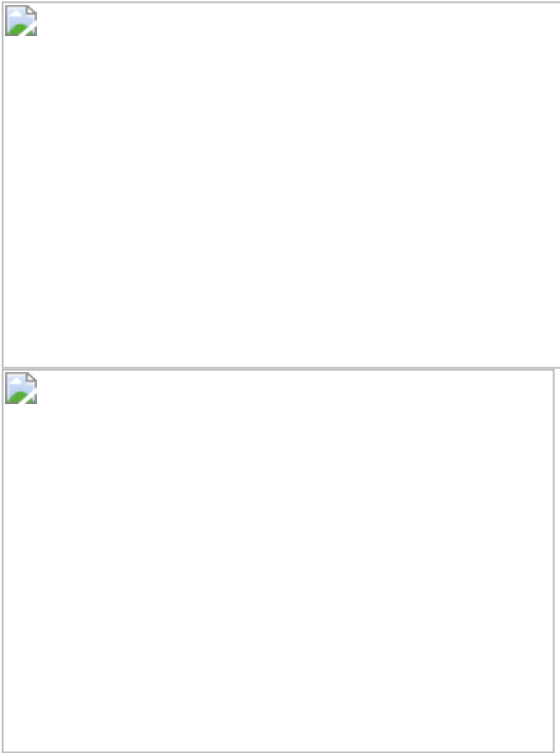


Tương tự, các giá trị hàm cuối cùng mà thuật toán thu được cũng được trình bày dưới dạng  $(\cdot, \cdot)$ . Mặt khác, nếu chỉ một bài toán duy nhất, chẳng hạn 20R, đang được giải ở dạng SOO, nó được ký hiệu là (20R, không có).

Trong khi tổ chức các thử nghiệm, điều quan trọng là phải giới thiệu cách thức tối ưu hóa các chức năng phức tạp, như 30R hoặc 30A, có thể được hỗ trợ bởi sự hiện diện của các nhiệm vụ tối ưu hóa khác trong môi trường đa nhiệm. Để đạt được kết quả này, chúng tôi tập hợp hai họ bộ vấn đề như sau,  $F1 : \{(30R, \text{none}), (30R, 30S), (30R, 30A), (30R, 20S)\}$  và

$F2 : \{(30A, \text{none}), (30A, 30S), (30A, 30R), (30A, 20S), (30A,$

20R)\}. Đối với MFEA, các toán tử di truyền phổ biến, cụ thể là Chuyển đổi nhị phân mô phỏng (SBX) [29] và đột biến Gaussian [30], được sử dụng. Tất cả các kết quả được trình bày trong phần này là bản tóm tắt của 30 lần chạy độc lập của MFEA cho mỗi bộ vấn đề, dưới một thiết lập thử nghiệm nhất quán. Trong mỗi lần chạy, một quần thể gồm 100 cá thể được phát triển trong tối đa 500 thế hệ hoặc cho đến khi các giải pháp hội tụ với các tính năng tối ưu toàn cầu của các nhiệm vụ cấu thành. Để tạo điều kiện cho các giải pháp chất lượng cao, mọi cá nhân trong MFEA đều phải trải qua một bước học hỏi. Đối với các bài toán liên tục, việc học cá nhân được thực hiện thông qua phương pháp BFGS bán Newton và tuân theo nguyên lý của thuyết Lamarck [31], [32]. Lưu ý rằng con cái được tạo ra chỉ trải qua quá trình cải thiện cục bộ về yếu tố kỹ năng mà nó bắt chước. Cuối cùng, giá trị của *rpm* được đặt thành 0,3 trong tất cả các thử nghiệm để cho phép giao tiếp đa văn hóa.



Hình 2. Xu hướng hội tụ (tính trung bình trên 30 lần chạy độc lập) cho (Một) 30-D Hàm của Rastrigin trong  $F1$  đặt vấn đề và (b) 30-D Ackley của hàm trong  $F2$  đặt vấn đề .

Từ Hình 2a, có thể thấy rằng các trường hợp đa nhiệm dẫn đến tốc độ hội tụ được cải thiện đáng kể. Không có gì ngạc nhiên khi đường cong tương ứng với (30R, 30S) hội tụ trong một vài thế hệ đầu tiên. Điều này xảy ra bởi vì chức năng hình cầu được tối ưu hóa gần như ngay lập tức trong quá trình tìm kiếm, do đó tạo ra vật liệu di truyền tinh chế hữu ích cho việc tối ưu hóa chức năng của Rastrigin. Một lời giải thích tương tự có thể được đưa ra cho đường cong (30R, 30A), cũng hội tụ nhanh chóng. Mặc dù chức năng của Ackley là đa phương thức, nhưng nó thường được coi là ít thách thức hơn để tối ưu hóa do tính năng tối ưu cục bộ nông của nó. Theo đó, trong thí nghiệm (30R, 30A), chức năng của Ackley có xu hướng hội tụ tương đối nhanh hơn, sau đó tạo ra vật liệu di truyền chất lượng cao để chuyển sang chức năng của Rastrigin. Cuối cùng, trong bài toán (30R, 20S), vật liệu di truyền được tạo ra trong khi tối ưu hóa chức năng hình cầu chỉ chiếm 2/3 những gì cần thiết cho chức năng của Rastrigin. Do đó, tốc độ hội tụ bị hạn chế. Tuy nhiên, đường cong hội tụ của (30R, 20S), như được mô tả trong Hình 2a, tiết lộ rằng thông tin một phần được cung cấp bởi hàm hình cầu hỗ trợ vượt qua hiệu suất tổng thể của (30R, không có). Bảng I.

Các xu hướng hội tụ trong Hình 2b có các đặc điểm định tính tương tự như các xu hướng được trình bày trong Hình 2a. Một quan sát đáng chú ý là việc ghép nối chức năng của Ackley với chức năng của Rastrigin trên thực tế cũng dẫn đến sự hội tụ tăng tốc cho chức năng của Ackley, như được chứng minh bằng cách so sánh các đường cong (30A, không có) và (30A, 30R). Điều này rất thú vị vì chức năng của Rastrigin được biết là khó tối ưu hóa hơn và do đó dự kiến sẽ cản trở tốc độ hội tụ. Ngược lại, quy định về trao đổi gen trong MFEA hỗ trợ sự hội tụ của cả hai nhiệm vụ. Người ta thừa nhận rằng dân số đang phát triển khai thác thành công cảnh quan của cả hai chức năng đồng thời, do đó vượt qua các chướng ngại vật một cách hiệu quả để hội tụ nhanh hơn.

BẢNG I

Một VERAGED F bởi V ALUES Một CHIEVED CỦA MFEA VÀ N ORMALIZED W TẤT CẢ C KHÓA T IME KHI S ỨNG ĐẦU C RITERION IS R EACHED . N ORMALIZATION IS C ARRIED O UT VỚI R ESPECT ĐẾN W TẤT CẢ C KHÓA T IME CHO (30R, NONE ).

Nhãn vấn đề	Trung bình giá trị chức năng đạt được	Bình thường hóa giờ đồng hồ treo tường	Sự hội tụ đến mức tối ưu toàn cầu
(30R, không có)	(54.465, ·)	1	Không
<b>(30R, 30S)</b>	<b>(0, 0)</b>	<b>0,0168</b>	<b>đúng</b>
<b>(30R, 30A)</b>	<b>(0, 0)</b>	<b>0,2535</b>	<b>đúng</b>
(30R, 20S)	(49,548, 0)	0,9457	Không
(30A, không có)	(0,300, ·)	0,8523	Không
<b>(30A, 30S)</b>	<b>(0, 0)</b>	<b>0,0184</b>	<b>đúng</b>
(30A, 20S)	(0,551, 0)	0,7656	Không
(30A, 20R)	(0,054, 0,099)	0,4756	Không

Bảng I báo cáo các giá trị chức năng trung bình đạt được và thời gian đồng hồ treo tường chuẩn hóa cho tất cả các thí nghiệm số được thực hiện trong phân này. Ngoài các đặc tính hội tụ được cải thiện của MFO, Bảng I cũng minh họa





những lợi ích tiềm năng của đa nhiệm trong việc giảm thiểu thời gian cho một loạt các tác vụ tối ưu hóa. Ví dụ: khi so sánh thời gian trên đồng hồ treo tường của (30R, không có) và (30A, không có) với (30R, 30A), chúng tôi thấy rằng đa nhiệm dẫn đến tiết kiệm ít nhất 70% so với SOO. Điều này chủ yếu là do sự hội tụ nhanh chóng tới optima toàn cầu giao nhau đạt được khi các nhiệm vụ 30R và 30A được kết hợp trong MFO. Ngược lại, sự hội tụ hiếm khi đạt được trong phạm vi ngân sách tính toán của 500 thế hệ khi các nhiệm vụ được giải quyết đơn thuần dưới dạng SOO. Một đặc điểm góp phần thứ hai là chiến lược bắt chước có chọn lọc của MFEA, theo đó các cá nhân trong môi trường đa nhiệm chỉ chọn một nhiệm vụ duy nhất để đánh giá. Do đó, đối với một bài toán 2 giai thừa như (30R, 30A), tổng số đánh giá hàm về cơ bản giảm đáng kể so với giải theo thứ tự (30R, không) và (30A, không). Do đó, khi so sánh kết quả cho (30A, không) với kết quả cho (30A, 30S) hoặc (30A, 20S) hoặc (30A, 20R), chúng tôi thấy rằng thời gian thực hiện đa nhiệm thông qua một loạt tác vụ tối ưu hóa có thể ít hơn so với thời gian tiêu tốn để chỉ giải quyết một nhiệm vụ đặt nhất duy nhất trong lô đó.

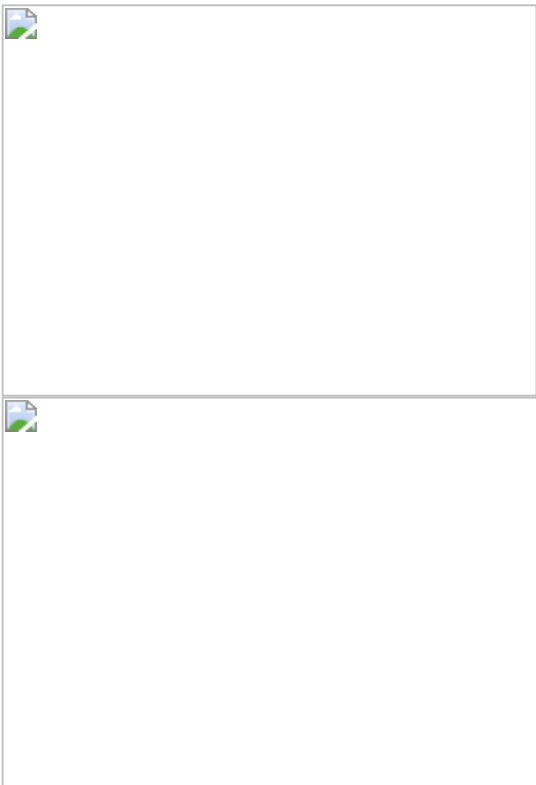
#### B. Đa nhiệm trên các chức năng với optima riêng biệt

Trong tập hợp các ví dụ tiếp theo, chúng tôi nghiên cứu các trường hợp trong đó các nhiệm vụ cấu thành trong MFO có mức độ tách biệt khác nhau giữa các optima chức năng tương ứng của chúng. Theo đó, chúng ta coi bài toán kiểm tra tổng hợp (30R, 30A) với  $\mathbf{O}_R = 0$  (gốc) và  $\mathbf{O}_A$  dịch chuyển như sau: a) *tách nhỏ (SS)*: mỗi phần tử của  $\mathbf{O}_A$  được dịch chuyển ngẫu nhiên từ 0 đến 2, b) *phân tách trung bình (MS)*: mỗi phần tử của  $\mathbf{O}_A$  được dịch chuyển ngẫu nhiên từ 2 đến 5, và c) *phân tách lớn (LS)*: mỗi phần tử của  $\mathbf{O}_A$  được dịch chuyển ngẫu nhiên từ 5 đến 10. Hơn nữa, các không gian tìm kiếm tương ứng với hai chức năng đa phương thức được coi là không đồng nhất. Điều này đạt được bằng cách đặt phạm vi không gian tìm kiếm cho các biến hàm của Ackley thành  $[-32, 32]$  và cho các biến hàm của Rastrigin thành  $[-5, 5]$ . Lưu ý rằng đối với trường hợp phân tách lớn ( $LS$ ), mức tối ưu của hàm Ackley được dịch chuyển nằm ngoài giới hạn của các biến hàm của Rastrigin. Hình 3.



Hình 3. Hình minh họa 1-D về hàm Ackley đã dịch chuyển. Lưu ý rằng mức tối ưu của hàm Ackley đã dịch nằm ngoài giới hạn của các biến hàm của Rastrigin  $\rightarrow [-5, 5]$ .

Trong khi thực hiện các thử nghiệm, các thông số kỹ thuật thuật toán của MFEA được giữ giống với các thông số đã nêu trong tiểu mục trước. Từ các xu hướng hội tụ được mô tả trong Hình 4, có thể thấy rằng bất kể mức độ tách biệt giữa hàm optima cấu thành, đa nhiệm tiến hóa luôn dẫn đến cải thiện hiệu suất đáng kể so với việc giải quyết hàm Ackley (hoặc Rastrigin) một cách riêng biệt (trong dạng SOO). Tuy nhiên, khi kiểm tra kỹ, có thể thấy rằng hiệu quả của đa nhiệm giảm từ từ khi tăng khả năng phân tách optima (xem xu hướng hội tụ tương ứng với  $SS$ ,  $MS$  và  $LS$  trong Hình 4a và 4b). Để giải thích hiện tượng này, chúng tôi khẳng định rằng sự phân tách optima ngày càng tăng sẽ làm suy yếu tính bổ sung di truyền giữa hai nhiệm vụ. Tuy nhiên, MFEA khai thác sự hợp lực cơ bản tiếp tục tồn tại giữa các chức năng được dịch chuyển, với hiệu suất của nó dần dần tiệm cận với hiệu suất của SOO để có sự phân tách lớn hơn (xem  $LS$  trong Hình 4a). Quan sát này cung cấp bằng chứng gián tiếp về tuyên bố được đưa ra trong Phần IV-E (xem *in nghiêng*) rằng MFEA phân chia dân số thành các nhóm kỹ năng khác nhau một cách hiệu quả. Tính năng này đặc biệt quan trọng khi tùy chọn của các tác vụ cấu thành được đặt cách xa nhau. Việc tăng cường thăm dò diễn ra từ quá trình giao phối đa văn hóa có kiểm soát được tìm thấy để hỗ trợ tối ưu hóa ngay cả trong những trường hợp không tồn tại nguồn bổ sung di truyền rõ ràng giữa các nhiệm vụ riêng biệt.



Hình 4. Các xu hướng hội tụ trung bình của (a) chức năng 30-D Ackley và (b) chức năng 30-D Rastrigin, đối với mức độ phân tách optima khác nhau trong MFO; *SS* : phân tách nhỏ , *MS* : phân ly trung bình , *LS* : phân ly lớn .



### C. Một bản tóm tắt ngắn gọn

Các kết quả được trình bày trong phần này nêu bật ba động lực lý thuyết chính của việc kết hợp khái niệm đa nhiệm vào lĩnh vực tối ưu hóa tiến hóa.

Một) Chuyển gen ngấm từ một nhiệm vụ đơn giản đến phức tạp, với sự bổ sung di truyền, có thể dẫn đến sự hội tụ nhanh chóng cho các nhiệm vụ tối ưu hóa phức tạp .

NS) Trao đổi gen giữa hai nhiệm vụ phức tạp tạo điều kiện khai thác đồng thời cả hai cảnh quan chức năng, do đó tránh chướng ngại vật một cách hiệu quả để hội tụ nhanh hơn.

NS) Hiện tượng tự nhiên của việc truyền tải văn hóa theo chiều dọc được khai thác trong một thiết lập đa yếu tố để có khả năng giảm thời gian đồng hồ treo tường cho một loạt các vấn đề tối ưu hóa .

VI. INCORPORATING DISCRETE OPTIMIZATION PROBLEMS Trong các phần trước, chúng tôi đã phát triển MFEA và đã chứng minh hiệu quả của nó trong bối cảnh tối ưu hóa liên tục. Với mục đích cuối cùng là đạt được đa nhiệm miền chéo, trong phần này, chúng tôi giới thiệu các kỹ thuật tổng quát hóa MFEA cho trường hợp các bài toán tối ưu hóa rời rạc. Để ngắn gọn, trọng tâm của các cuộc thảo luận của chúng ta sẽ được đặt vào tối ưu hóa tổ hợp. Ai cũng biết rằng những vấn đề như vậy có thể xảy ra theo nhiều kiểu, thường đòi hỏi các biểu hiện di truyền khác biệt với nhau (như được minh họa trong Hình 5), do đó đặt ra một thách thức gay gắt đối với tính tổng quát của MFEA.

E:\TECnewPaper\ f2.jpg

Hình 5. Đối với MFO miền chéo, các biểu diễn miền cụ thể (được mô tả bằng các hình dạng khác nhau) phải được mã hóa trong một sơ đồ biểu diễn thống nhất. MFEA, hoạt động trực tiếp trên đại diện hợp nhất, hoạt động như một bộ giải chung thay thế các bộ giải theo miền cụ thể đối với các vấn đề liên tục và rời rạc.

Thông thường, một bài toán tổ hợp có thể được xác định bởi một trạng thái cơ bản hữu hạn  $S = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ , dẫn đến một không gian tìm kiếm rời rạc bao gồm một tập các giải pháp khả thi  $X$

$\subseteq 2^S$ , trong đó mỗi nghiệm ánh xạ tới một giá trị hàm thực, như  $f: 2^S \rightarrow \mathbb{R}$  [33]. Sự mô tả này có vẻ đơn giản có thể dẫn đến một phong phú đa dạng của vấn đề báo cáo. Như các lễ của này

bài báo loại trừ phần trình bày toàn diện, chúng tôi chọn các bài toán tối ưu hóa tổ hợp nổi tiếng sau đây cho các bài trình diễn tiếp theo của chúng tôi: a) bài toán gói đơn 0/1 và nhiều gói, b) bài toán gán bậc hai và c) định tuyến phương tiện năng lực.

Trong các phần phụ tiếp theo, chúng tôi giới thiệu các kỹ thuật mà các khóa ngẫu nhiên có thể được giải mã thành các biểu diễn theo miền cụ thể của các vấn đề đã nói ở trên.

#### A. Vấn đề một và nhiều gói (KP và MKP)

KP nói rằng một tập hợp con gồm  $n$  mục, mỗi mục có trọng lượng  $w_i$  và lợi nhuận  $q_i$ , với  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , phải được lấp đầy trong một gói dung lượng  $W$  sao cho nó mang lại giá trị lớn nhất lợi nhuận. Các vấn đề tổng quát hơn với nhiều ba lô (MKP) gồm  $m$  ba lô với năng lực  $W_1, W_2, \dots, W_m$ , tương ứng, và  $n$  mặt hàng. Trong trường hợp này, trọng lượng của món hàng  $^{thứ} i$  được đưa ra bởi  $w_{ik}$  khi nó được xem xét để đưa vào túi đựng  $^{thứ} k$ . Ngoài ra, MKP tuyên bố rằng một vật phẩm hoặc được đặt trong tất cả các ba lô hoặc không có gì cả.

Trong các EA cổ điển cho KP và MKP, một giải pháp riêng lẻ thường được biểu diễn bằng vector  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  của các biến nhị phân [34], [35]; trong đó  $x_i = 1$  chỉ ra rằng mục  $^{thứ} i$  được đặt trong (các) cái túi và 0 cho biết ngược lại. Một cách đơn giản để suy ra các biến nhị phân từ khóa ngẫu nhiên là xem xét điều sau:  $x_i = 1$  nếu giá trị của khóa ngẫu nhiên  $y_i \geq 0,5$ , nếu không  $x_i = 0$  [33]. Tuy nhiên, qua các thí nghiệm, chúng tôi thấy rằng việc sử dụng kỹ thuật như vậy thường dẫn đến hiệu suất kém của MFEA. Thay vào đó, trong bài báo này, chúng tôi xem xét mỗi cá thể, được xác định bởi một vector khóa ngẫu nhiên  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$ , đại diện cho một tập hợp  $n$  gen có thể di chuyển tự do trên một đoạn của dòng thực, tức là từ 0 đến 1. Mỗi gen tương ứng với một mục duy nhất. Tính di động tự do dành cho các gen ngụ ý rằng vị trí của chúng có thể được điều khiển thông qua các toán tử được mã hóa thực, như mong muốn đối với MFEA. Các biến nhị phân được suy ra từ hình này bằng cách xem xét rằng tập hợp gen tạo thành hai cụm, như được mô tả trong Hình 6. Với mục đích xác định các cụm, thuật toán liên kết đơn được sử dụng trong nghiên cứu này. Tùy thuộc vào kích thước của (các) gói, một trong các cụm được chọn sao cho tất cả các mục của nó được tạm thời đưa vào (các) gói. Tất cả các mục trong cụm khác đều bị loại trừ.

E: \ TECnewPaper \ f31.jpg

Hình 6. Các khóa ngẫu nhiên được coi là hoạt động như một tập hợp các gen di động được nhóm lại thành 2 nhóm đại diện cho các mục được đặt trong (các) cái túi hoặc không.

Vì vậy, có thể xảy ra trường hợp tổng trọng lượng của các mục trong cụm đã chọn vi phạm giới hạn dung lượng của (các) gói. Trong những trường hợp như vậy, chúng tôi xem xét thuật toán xấp xỉ tham lam của Dantzig [34] trong đó các mặt hàng được xem xét xóa theo thứ tự tăng hiệu quả, tức là tỷ lệ lợi nhuận trên trọng lượng của chúng. Lưu ý rằng việc sửa chữa được thực hiện theo tinh thần học tập của Baldwinian [18].

#### B. Bài toán gán bậc hai (QAP)

QAP [36] nhằm chỉ định  $n$  cơ sở vật chất cho  $n$  vị trí, mỗi cơ sở cho một vị trí, sao cho hàm mục tiêu bậc hai được tối thiểu hóa. Các khóa ngẫu nhiên có thể được giải mã cho QAP một cách đơn giản, như đã được đề xuất trong [13]. Lưu ý rằng khóa ngẫu nhiên  $^{thứ} i$  của một cá nhân được xem như một nhân được gán thẻ cho cơ sở  $^{thứ} i$ . Để chỉ định các cơ sở cho các vị trí, các khóa ngẫu nhiên được sắp xếp đơn giản theo thứ tự tăng dần. Sau đó, các cơ sở được chỉ định cho các vị trí theo vị trí của chúng trong danh sách đã được sắp xếp. Ví dụ: chúng ta hãy xem xét một bộ 3 địa điểm, được gán nhãn  $\{1, 2, 3\}$  và một bộ 3 cơ sở được đại diện bởi các khóa ngẫu nhiên:  $(0,7, 0,1, 0,3)$ . Theo kỹ thuật phân công quy định, cơ sở 2 giao cho địa điểm 1, cơ sở 3 giao cho địa điểm 2, cơ sở 1 giao cho địa điểm 3.

Đối với tìm kiếm cục bộ, phương pháp heuristic 2 trao đổi [37] được sử dụng để cải thiện nhiệm vụ của ứng viên. Vì những thay đổi được đưa vào có thể được hợp nhất lại vào nhiễm sắc thể bằng cách đơn giản hoán đổi các nhân khóa ngẫu nhiên của các cơ sở, việc học trong QAP xảy ra theo tinh thần của Lamarckism.

#### C. Vấn đề định tuyến phương tiện được cố định (CVRP)

CVRP được xác định trên đồ thị  $G(V, E)$ , trong đó  $V$  là tập các nút và  $E$  là tập các cung. Một nút trên biểu đồ đại diện cho một kho xe, trong khi tất cả các nút khác đại diện cho những khách hàng có nhu cầu nhất định. Mục đích của việc giải quyết CVRP là tìm ra lịch trình chuyến đi cho một đội xe sao cho giảm thiểu chi phí phục vụ tất cả các khách hàng. Chi phí nói chung được đưa ra bởi tổng quãng đường di chuyển của các phương tiện. Trong lịch trình chuyến đi, phải đảm bảo rằng tổng nhu cầu của khách hàng được

phục vụ bởi một phương tiện cụ thể không vượt quá khả năng của nó. Hơn nữa, thường tồn tại một hạn chế bổ sung, trong đó khách hàng quy định một khoảng thời gian khó khăn mà họ thích được phục vụ hơn [38].

Một số sơ đồ đại diện di truyền đã được các nhà nghiên cứu EA đề xuất cho CVRP. Chúng bao gồm, a) lược đồ nhiễm sắc thể có chiều dài thay đổi [39], b) lược đồ du lịch không lồ [40], [41], v.v.; thứ hai là hoán vị của tất cả khách hàng dưới dạng tuyến đường của nhân viên bán hàng lưu động (TSP) không có dấu phân cách chuyển đi. Tương tự, một số quy trình giải mã khóa ngẫu nhiên cũng có thể được hình thành cho CVRP. Trong nghiên cứu này, chúng tôi xem xét khóa ngẫu nhiên  $^{thứ i}$  để gán nhãn khách hàng  $^{thứ i}$ . Sau đó, một lộ trình TSP được suy ra bằng cách đơn giản sắp xếp các khóa ngẫu nhiên theo thứ tự tăng dần (giống như trường hợp QAP). Tiếp theo, tuyến đường TSP được phân chia thành các chuyến xe riêng lẻ dựa trên quy trình *phân chia* được đề xuất trong [40] (các chi tiết được bỏ qua vì mục đích ngắn gọn). Cuối cùng, các cá nhân trải qua một tập hợp các bước tìm kiếm cục bộ đơn giản [42], theo tinh thần học hỏi của Lamarckian, để cải thiện chất lượng giải pháp.

#### D. Hình minh họa về giải mã khóa ngẫu nhiên nhiều miền

Để tóm tắt các quy trình giải mã miền chéo được mô tả ở đây, chúng tôi trình bày một ví dụ minh họa trong đó ba tác vụ tối ưu hóa riêng biệt sẽ được thực hiện đồng thời. Đây là, a) một bài toán liên tục với năm biến quyết định, mỗi biến được giới hạn trong phạm vi  $[0, 5]$ , b) một KP với 10 mục và c) một QAP với 10 cơ sở (và 10 địa điểm).

Đối với bài toán 3 giai thừa nói trên,  $D_{multitask} = \max \{5, 10, 10\} = 10$ . Do đó, chúng tôi ngẫu nhiên tạo ra một mười-

nhiễm sắc thể chiều  $y$  với đại diện khóa ngẫu nhiên sau: (0,79, 0,31, 0,53, 0,17, 0,60, 0,26, 0,65, 0,69, 0,75, 0,45). Hình 7 mô tả cách thức mà cùng một nhiễm sắc thể có thể được giải mã cho cả ba nhiệm vụ tối ưu hóa. Đối với vấn đề liên tục, quá trình này tương đối đơn giản. Năm khóa ngẫu nhiên đầu tiên của  $y$  được trích xuất đơn giản và ánh xạ tuyến tính từ  $[0, 1]$  đến  $[0, 5]$ .

E:\TECnewPaper\New folder (3)\decoding\_process.jpg



Hình 7. Một ví dụ minh họa về việc giải mã một nhiễm sắc thể khóa ngẫu nhiên thành các biểu diễn miền cụ thể khác nhau.

Đối với KP, chúng tôi tham khảo dòng thực được hiển thị trong Hình 7. Các khóa ngẫu nhiên đã được vẽ dọc theo dòng, cùng với chỉ số của gen tương ứng. Thuật toán liên kết đơn được sử dụng để chia các gen thành hai cụm, với cụm đầu tiên bao gồm các gen  $\{4, 6, 2\}$  và cụm thứ hai bao gồm các gen  $\{10, 3, 5, 7, 8, 9, 1\}$ . Theo quy trình giải mã được khuyến nghị cho KP, chúng ta có thể coi các mục  $\{4, 6, 2\}$  tạm thời được đưa vào gói, trong khi tất cả các mục trong cụm khác bị loại trừ. Nói cách khác, biểu diễn nhiễm sắc thể theo miền cụ thể cho KP hoạt động thành (0 1 0 1 0 1 0 0 0). Do đó, sau đây chúng tôi gọi quy trình giải mã là *phân cụm nhị phân*.

Cuối cùng, đối với QAP, trình tự của các chỉ số gen (như xuất hiện dọc theo dòng thực trong Hình 7) quy định thứ tự mà các cơ sở được chỉ định cho các vị trí. Đối với  $y$  đã cho, biểu diễn miền cụ thể do đó tương đương với (4, 6, 2, 10, 3, 5, 7, 8, 9, 1). Một tính năng thú vị của lược đồ biểu diễn khóa ngẫu nhiên, đặc biệt trong trường hợp các *vấn đề về trình tự* như QAP và CVRP, là nó đảm bảo tính khả thi của con cháu trong các hoạt động đột biến và chéo được mã hóa thực. Điều này trái ngược với các biểu diễn theo miền cụ thể của các vấn đề như vậy, trong đó các toán tử di truyền được thiết kế đặc biệt là cần thiết để đảm bảo tính khả thi của con cái (xem [13], [23] để biết thêm chi tiết). Quan sát nói trên lần đầu tiên được thực hiện vào [10], và từ đó đã dẫn đến sự quan tâm đáng chú ý của các học viên EA trong lĩnh vực OR [33].

## VII. NUMERICAL E XÁC ĐỊNH VÀ CÁC VẤN ĐỀ D

Mục đích của phần này là gấp đôi. Trong Phần VII-A, chúng tôi xem xét bốn bộ ví dụ MFO với các đặc tính đa dạng. Những điều này cung cấp sự hiểu biết toàn diện hơn về hoạt động của MFEA, đặc biệt trong bối cảnh



dịch vụ phần mềm dựa trên đám mây tiềm năng nhận các công việc đa dạng từ nhiều khách hàng cùng một lúc. Các thử nghiệm đã được thiết kế bằng cách kết hợp các trường hợp điểm chuẩn phổ biến từ tối ưu hóa rời rạc và liên tục. Người ta nói rằng không tồn tại kiến thức *tiền nghiệm* về sự bổ sung di truyền rõ ràng giữa các nhiệm vụ cấu thành. Điều này mô phỏng tình huống thực tế của một máy chủ đám mây phải đối mặt với nhiều công việc (hoặc nhiệm vụ) với các đặc điểm không xác định.

Trong Phần VII-B, chúng tôi cũng thảo luận ngắn gọn về kịch bản trong đó tất cả các nhiệm vụ được giải quyết thông qua MFO không được trình bày chính xác cùng một lúc. Điều này dẫn đến sự năng động theo nghĩa là một nhiệm vụ mới có thể được trình bày

cho người giải quyết trong các giai đoạn trung gian của việc giải quyết một nhiệm vụ khác. Động lực đằng sau kịch bản giả định này xuất phát từ quan sát rằng khách hàng đám mây được mong đợi một cách tự nhiên sẽ được phân phối theo không gian và thời gian. Cần phải chứng minh rằng một hàm ý đáng chú ý của MFO trong những tình huống như vậy là vật liệu di truyền từ nhiệm vụ hiện tại có thể được sử dụng để bắt đầu quá trình tối ưu hóa của nhiệm vụ được trình bày ngay lập tức.

A. MFO để tối ưu hóa miền chéo và rời rạc

MFEA được thử nghiệm trên nhiều bộ vấn đề tổng hợp, mỗi bộ bao gồm ba nhiệm vụ. Nói một cách tổng thể, những tập hợp vấn đề này có thể được phân thành ba loại. *Bộ 1* bao gồm các *vấn đề về trình tự* (cụ thể là QAP và CVRP) mà các khóa ngẫu nhiên phải được sắp xếp trong khi giải mã. Các nhiệm vụ trong *Bộ 2* tương tự theo nghĩa là các thủ tục giải mã khóa ngẫu nhiên tương ứng của chúng yêu cầu sự *phân cụm nhị phân* của các gen. Cuối cùng, *Bộ 3* và *4* là những ví dụ thực sự về *đa nhiệm miền chéo* khi chúng kết hợp các thể hiện từ giải trình tự, phân cụm nhị phân và tối ưu hóa liên tục. Kết quả mà MFEA thu được về các tập hợp vấn đề nói trên được báo cáo ở đây. Mỗi tập hợp là một môi trường tối ưu hóa 3 giai thừa với ba nhiệm vụ cấu thành được rút ra từ các phiên bản điểm chuẩn phổ biến của các miền tương ứng (xem Bảng II để biết chi tiết).

Trước đây đã từng tuyên bố rằng KP và MKP là những vấn đề tối đa hóa tự nhiên. Theo đó, trong MFEA, là bộ tối thiểu hóa toàn cầu, chúng tôi xem xét giá trị âm của các giá trị hàm mục tiêu tương ứng. Cũng lưu ý rằng các trường hợp KP và MKP được tạo ngẫu nhiên. Trong khi tối ưu

- Trung bình (Trung bình)* - Giá trị hàm trung bình trên tất cả các lần chạy của MFEA.
- Hệ số biến thiên (CV)* - Tỷ lệ độ lệch chuẩn so với giá trị hàm trung bình.
- Khoảng cách trung bình (AG)* - Chênh lệch giữa giá trị *trung bình* và giá trị tối ưu. Được trình bày dưới dạng phần trăm của mức tối ưu.
- Tốt nhất - được tìm thấy (BF)* - Giá trị chức năng tốt nhất đạt được trên tất cả các lần chạy của MFEA.
- Khoảng cách* - Sự khác biệt giữa điều *tốt nhất - được tìm thấy* và điều tối ưu. Được trình bày dưới dạng phần trăm của mức tối ưu.

BẢNG II

B ACKGROUND D CÓ BẢNG C OMPPOSITE P ROBLEM S ETS C ONSIDERED .

	Nhiệm vụ 1 ( $T_1$ )		Nhiệm vụ 2 ( $T_2$ )		Nhiệm vụ 3 ( $T_3$ )	
	Nhân mác	Tối ưu	Nhân mác	Tối ưu	Nhân mác	Tối ưu
<i>Hiệp 1</i>	QAP Chr22b [43]	6.1940e + 3	CVRP A-n65-k9 [44]	1,1740e + 3	QAP Chr25a [43]	3,7960e + 3
<i>Bộ 2</i>	MKP ( $n = 1000$ )	na	MKP ( $n = 100$ )	na	KP ( $n = 100$ )	5.9100e + 2
<i>Bộ 3</i>	Rastrigin's 30-D - $5 \leq x_i \leq 5$	0	QAP Chr22a [43]	6.1560e + 3	KP ( $n = 250$ )	1,5290e + 3
<i>Bộ 4</i>	KP ( $n = 1000$ )	5,9860e + 3	CVRP B-n63-k10 [44]	1,4960e + 3	Ackley's 30-D - $-32 \leq x_i \leq 32$	0

na = không có sẵn.

Trong tất cả các thử nghiệm sau đó, một quần thể gồm 100 cá thể được phát triển qua 500 thế hệ, tức là, tiêu chí dừng được định cấu hình để hoàn thành khoảng 50.000 *đánh giá nhiệm vụ* , trong đó một lệnh gọi "đánh giá nhiệm vụ" bao gồm các bước học tập Lamarckian / Baldwinian mà cá nhân trải qua. Sơ đồ biểu diễn nhiệm sắc thể giống nhau và các toán tử di truyền được sử dụng cho mô phỏng MFO cũng như SOO. Cụ thể, các toán tử SBX (chéo) và đột biến Gaussian được sử dụng để điều hướng không gian tìm kiếm liên tục, với *rpm* được đặt thành 0,3 trong MFEA.

Trong các xu hướng hội tụ được trình bày sau đây, các giá trị hàm mục tiêu cho nhiệm vụ  $T_j$  , trong đó  $j \in \{1, 2, 3\}$  , là giá trị đầu tiên

n o r m alized như 
$$f_j = ( f_j - f^{min} ) / ( f^{max} - f^{min} ) .$$
 H e r e ,  $f^{min}$

các giải pháp cho các trường hợp KP đã có được thông qua lập trình động, các giải pháp tối ưu cho MKP không có sẵn.

$f^{max}$   
và  $f$

là giá trị hàm nhỏ nhất và lớn nhất  $f_j$

Quy trình tạo một cá thể KP như sau, Cho  $w_i$  = ngẫu nhiên đồng nhất [ 1, 10 ] và  $q_i = w_i + 5$  .

Theo đó, dung lượng của một cái ba lô trung bình được cho bởi:

$$W = \sum^n w_i .$$

Đối với trường hợp của MKP, một quy trình tương tự cũng được sử dụng, ngoại trừ năm cái ba lô được xem xét. Vì vậy,

$$w_{ik} = \text{unif o r m l y r a n d o m } [ 1, 10 ] \text{ a n d } q_i = m e a n_k ( w_{ik} ) + 5 .$$



được phát hiện cho  $T_j$  trên tất cả các lần chạy thử nghiệm (tức là, bao gồm cả MFO và SOO). Tiếp theo, các giá trị chuẩn hóa được tính trung bình trên các nhiệm vụ  $t$  h e s et;  $\bar{f} = (f_1 + f_2 + f_3) / 3$ . Fi n al l y ,  $\bar{f}$  tiếp tục trung bình trên 30 độ lặp chạy của các giải.

1) *Hiệu suất trên mẫu Bộ 1 (giải trình tự các vấn đề)*

Hình 8 mô tả các xu hướng hội tụ trung bình trong các giai đoạn ban đầu của MFEA cho *Bộ 1* . Đường cong được so sánh với đường cong thu được từ bộ giải SOO. Rõ ràng là đường cong tương ứng với mô phỏng MFO vượt qua hiệu suất SOO trung bình, cho thấy các đặc tính hội tụ tổng thể tốt hơn. Như chương trình mã hóa tương tự và các nhà khai thác di truyền được sử dụng trong SOO và MFO, các

Dung lượng của cá i t <sup>thứ</sup> k được cho bởi:  $W$

$$= \sum_{i=1}^n w_i$$

sự cải thiện hoàn toàn có thể được quy cho việc khai thác

$k$  2

$i = 1$

$ik$

đa số chức năng cảnh quan thông qua chuyển giao di truyền ngầm, như được tạo ra bởi mô hình đa nhiệm tiến hóa .

Để đánh giá đầu ra của MFEA về chất lượng và tính mạnh mẽ, các thông số sau được xem xét,

Về chất lượng của các giải pháp được tạo ra trong quá trình đa nhiệm, kết quả được trình bày trong Bảng III cho thấy



MFEA luôn hoạt động tốt. Chúng tôi thấy rằng thuật toán đưa ra các giải pháp tối ưu một cách đáng tin cậy cho hai trường hợp QAP ( $T_1, T_3$ ). Đối với ví dụ CVRP, trung bình đạt được một khoảng cách nhỏ là 1,1783% so với giải pháp tối ưu (hoặc giải pháp nổi tiếng nhất).

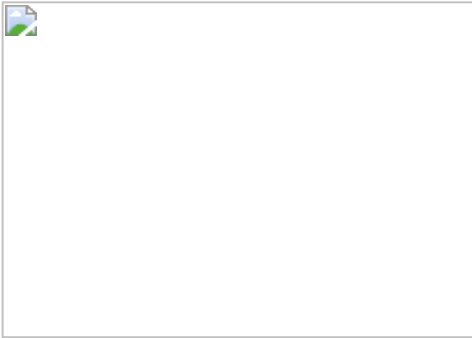


Hình. 8. xu hướng hội tụ của  $f$  trong MFO và nối tiếp SOO cho *Set 1* (QAP, CVRP, QAP) trong các giai đoạn tiến hóa ban đầu.

BẢNG III

MỘT LỖI P ĐƯỢC XÁC NHẬN CỦA MFEA TRÊN BỘ 1 P ROBLEMS TẠI E NĐ HÀNH 500 G ENERATIONS .

Hiệp 1	$T_1$	$T_2$	$T_3$
Trung bình (CV)	6.2331e + 3 (0,4919%)	1,1878e + 3 (0,4321%)	3,7960e + 3 (0)
AG	0,6318%	1,1783%	0
BF	6.1940e + 3	1,1770e + 3	3,7960e + 3
Khoảng cách	0	0,2555%	0



Hình. 9. xu hướng hội tụ của  $f$  trong MFO và nối tiếp SOO cho Set 2 (MKP, MKP, KP) trong các giai đoạn tiến hóa ban đầu.

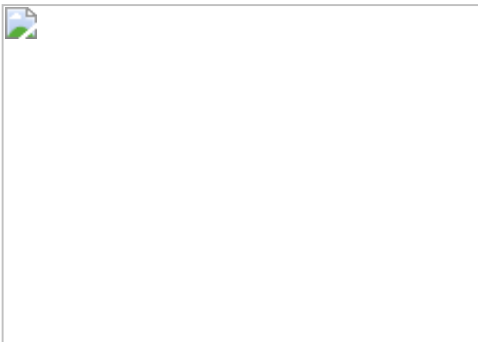
BẢNG IV

MỘT LỚP P ĐÃ ĐƯỢC CHỨNG MINH CỦA MFEA TRÊN BỘ 2 P ROBLEMS TẠI E ND HÀNH 500 G ENERATIONS .

2) *Hiệu suất trên Set mẫu 2 (nhị phân vấn đề clustering)* Set 2 bao gồm một trường hợp MKP lớn ( $T_1$ : gồm 1000 bài) và hai khác tương đối nhỏ các trường hợp ( $T_2, T_3$ : với mỗi 100 bài). Các xu hướng hội tụ trong hình. 9 một lần nữa chứng minh sự hiệu quả của tiến hóa đa nhiệm so với sê-ri SOO. Hơn nữa, từ kết quả cuối cùng được trình bày trong Bảng IV, có thể thấy rằng các giải pháp tối ưu cho các ví dụ KP nhỏ ( $T_3$ ) là một cách nhất quán đạt được trên mọi hoạt động của MFEA.

3) *Hiệu suất trên Bộ 3 và 4 (đa nhiệm miền chéo)* Bộ 3 và 4 bao gồm các phiên bản từ giải trình tự, phân cụm nhị phân và tối ưu hóa liên tục, do đó tạo ra một môi trường đa nhiệm miền chéo thực sự. Các hiệu quả của MFO trong đó thiết lập được nhấn mạnh bởi sự hội tụ vượt trội xu hướng trong so sánh để nối tiếp SOO, như tiết lộ trong Figs. 10 và 11. Các thức kết quả cho Set 3, báo cáo trong bảng V, cho thấy rằng các MFEA tự thành công để tối ưu của mỗi trong ba vấn đề biến thể (chức năng Rastrigin của, QAP, và KP). Quan sát này cung cấp bằng chứng mạnh mẽ về sự vững mạnh của các MFEA dưới môi trường đa nhiệm đa dạng, qua đó khuyến khích tiềm năng của nó

ứng dụng như một công cụ thông minh tính toán dựa trên đám mây.  
Phân tích kết quả cho Bộ 4, như được trình bày trong Bảng VI, có thể thấy rằng MFEA có khả năng tìm ra giải pháp tối ưu cho cá thể KP lớn ( $T_1$ : 1000 mục), đồng thời đảm bảo các giải pháp chất lượng cao cho CVRP và nhiệm vụ tối ưu hóa liên tục. Sự hội tụ đến mức tối ưu toàn cục của hàm Ackley ( $T_3$ ) được thực hiện một cách thường xuyên. Hơn nữa, hãy lưu ý rằng khoảng cách trung bình cho cá thể CVRP ( $T_2$ ) cũng nhỏ.

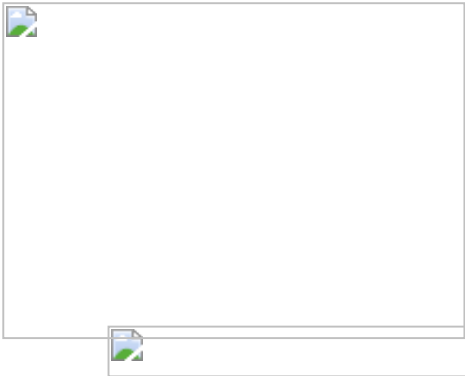


Hình. 10 xu hướng hội tụ của  $f$  trong MFO và nối tiếp SOO cho Set 3 (Rastrigin's, QAP, KP) trong các giai đoạn phát triển ban đầu.

BẢNG V

MỘT LỚP P ĐÃ ĐƯỢC CHỨNG MINH CỦA MFEA TRÊN BỘ 3 P ROBLEMS TẠI E ND HÀNH 500 G ENERATIONS .





Hình. 11. xu hướng hội tụ của  $f$  trong MFO và nối tiếp SOO cho Set 4 (KP, CVRP, Ackley's) trong các giai đoạn tiến hóa ban đầu.

BẢNG VI

MỘT LỖI P ĐƯỢC ĐÁNH GIÁ CỦA MFEA TRÊN BỘ 4 P ROBLEMS TẠI E NĐ HÀNH 500 G ENERATIONS .

Bộ 4	$T_1$	$T_2$	$T_3$
Trung bình (CV)	5,9812e + 3 (0,0786%)	1,5237e + 3 (0,7718%)	0,4543 (1,4800e + 2%)
AG	0,0807%	1,8516%	0,4543
BF	5,9860e + 3	1,5040e + 3	0
Khoảng cách	0	0,5348%	0

Để hiểu rõ hơn về hiệu suất được cải thiện là kết quả của MFO, chúng ta tham khảo Hình 12. Hình vẽ mô tả các xu hướng hội tụ tương ứng với từng tác vụ riêng lẻ trong các ví dụ đa nhiệm miền chéo (Bộ 3 và 4). Lưu ý rằng đường cong tương ứng với một nhiệm vụ cụ thể trong MFO được gắn nhãn bằng cách thêm dấu hoa thị (\*\*) vào nhãn nhiệm vụ. Ví dụ, đường cong cho  $T_2$  được gắn nhãn là MFO ( $T_1, T_2^{**}, T_3$ ). Từ Hình 12a (cho Bộ 3), chúng ta thấy rằng tốc độ hội tụ được tăng tốc cho mỗi nhiệm vụ cấu thành trong MFO. Trong khi gia tốc ít dễ thấy hơn đối với các trường hợp tổ hợp (cụ thể là  $T_2$  và  $T_3$ ), nó đặc biệt rõ rệt đối với bài toán tối ưu hóa liên tục ( $T_1$ : Hàm của Rastrigin). Các suy luận tương tự có thể được rút ra từ Hình 12b (cho Bộ 4), trong đó việc tối ưu hóa hàm Ackley ( $T_3$ ) được cho là có lợi nhất. Mặt khác, trong hình 12b cũng thấy rằng, so với SOO, sự hội tụ đối với thể hiện KP lớn ( $T_1$ ) bị cản trở một chút. Quan sát này dẫn đến kết luận rằng đa nhiệm tiến hóa có thể không nhất thiết đảm bảo cải thiện hiệu suất cho mọi nhiệm vụ, vì không phải tất cả chuyển gen luôn hữu ích. Nói cách khác, trong khi một số nhiệm vụ nhất định bị tác động tích cực bởi sự chuyển gen ngẫu nhiên có sẵn trong quá trình đa nhiệm, thì một số nhiệm vụ khác có thể bị tác động tiêu cực [45], [46]. Tuy nhiên, trên thực tế, vì dự kiến sẽ có rất ít kiến thức *tiền nghiệm* về tính bổ sung di truyền giữa các nhiệm vụ, nên việc cho phép quá trình tiến hóa tự động khai thác tính bổ sung tiềm ẩn khi có sẵn là rất hợp lý, mà không cần xác định rõ ràng và đưa kiến thức miền vào MFEA. Đáng chú ý, kết quả của chúng tôi cho thấy rằng chuyển tích cực lớn hơn đáng kể chuyển giao tiêu cực trong nhiều vấn đề tối ưu hóa miền chéo trong MFO.



Fig. 12. Comparison of convergence rates of  $f_1$ ,  $f_2$ , and  $f_3$  in MFO for (a) Set 3 and (b) Set 4. Note that the convergence rates of the tasks in MFO are compared with the tasks in MFO by adding the asterisk (\*\*) to the task name.

#### 4) Giảm thiểu tuổi thọ: Một sản phẩm phụ của MFO

Một lợi thế bổ sung của mô hình MFO là giảm thiểu thời gian (thời gian cần thiết để hoàn thành tất cả các công việc) cho một loạt các vấn đề tối ưu hóa. Đặc biệt, các thử nghiệm của chúng tôi trên các Bộ 1 đến 4 cho thấy rằng hiệu suất mà MFEA đạt được trên một máy thường có thể nhỏ hơn hiệu suất đạt được khi các tác vụ được phân phối trên nhiều máy thực thi bộ giải SOO. Đáng chú ý, việc nâng cao hiệu suất này đạt được chỉ bằng cách mở khóa tính song song vốn có của tìm kiếm tiến hóa.

Trong Hình 13, chúng tôi so sánh tổng thời gian trên đồng hồ treo tường của MFEA (được đưa ra tiêu chí dừng là 50.000 lần đánh giá tác vụ) với SOO nối tiếp (có cùng tiêu chí dừng cho mỗi tác vụ) cho Bộ 1 đến 4. Lưu ý rằng tổng số lượng đánh giá nhiệm vụ được thực hiện trong MFEA không được chia tỷ lệ tương ứng với số lượng nhiệm vụ đang được xử lý. Do kết quả của chiến lược bắt chước có chọn lọc (quy định rằng các cá nhân trong môi trường đa nhiệm chỉ được chọn một nhiệm vụ duy nhất để đánh giá), chúng tôi nhận thấy rằng tổng thời gian mà MFEA yêu cầu để tối ưu hóa đồng thời một loạt nhiệm vụ ít hơn một cách đáng kể so với thời gian được bộ giải SOO chỉ cho một nhiệm vụ duy nhất đặt nhất. Theo đó, nếu chúng ta giả định rằng giải quyết SOO được triển khai song song trên nhiều máy tính, nhiệm vụ đặt nhất tạo ra một nút cổ chai cản trở sự



tạo khoảng thời gian cho toàn bộ lô. Do đó, có thể cho rằng khoảng thời gian có thể đạt được thông qua MFO có khả năng ít hơn so với mức đạt được bởi nhiều bộ giải SOO chạy song song (với mỗi bộ giải thực hiện một tác vụ).

E:\TECnewPaper\New folder (3)\bargraph.jpg



Hình 13. So sánh thời gian trên đồng hồ treo tường của MFEA và SOO nối tiếp cho một loạt tác vụ tối ưu hóa (Đặt từ 1 đến 4).

#### B. MFO cho các tác vụ tối ưu hóa không đồng bộ

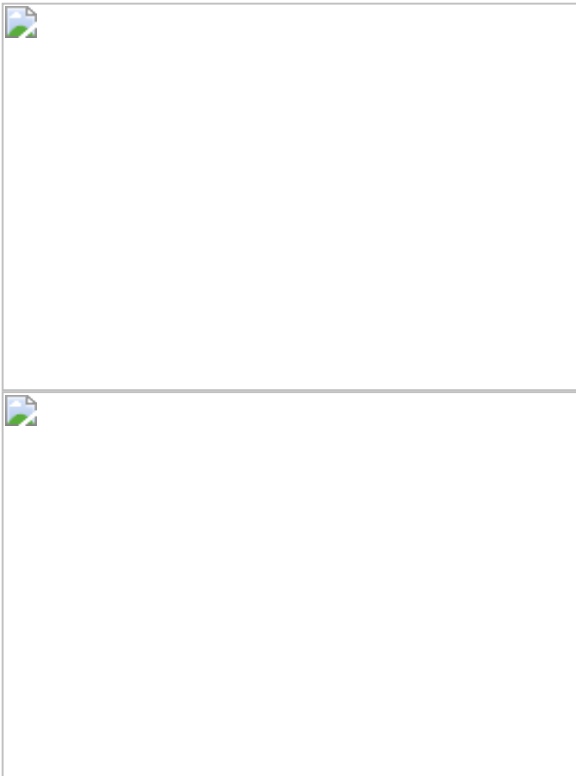
Lập lịch trình công việc tối ưu là một thách thức nghiêm trọng đối với các nhà cung cấp dịch vụ đám mây. Trong một khoảng thời gian ngắn, có thể nhận nhiều công việc từ nhiều người dùng. Trong tiểu mục này, chúng tôi xem xét ngắn gọn trường hợp một nhiệm vụ tối ưu hóa mới được trình bày cho người giải quyết MFO trong các giai đoạn trung gian của việc giải quyết một nhiệm vụ khác. Đặc biệt, chúng tôi muốn chứng minh rằng việc cung cấp chuyên gen ngầm có thể là vô giá để cải thiện hiệu suất trong các môi trường động như vậy.

Để đạt được điều này, chúng tôi đưa ra giả thuyết về một ví dụ trong định tuyến phương tiện có năng lực. Hãy tưởng tượng một kịch bản mà các nhà cung cấp dịch vụ logistics khác nhau trong cùng một thành phố có sự phân bố khách hàng theo địa lý tương tự nhau. Trong những trường hợp như vậy, người ta cho rằng có những điểm tương đồng về cấu trúc trong các tuyến xe tối ưu, có thể chuyển tích cực từ vấn đề này sang vấn đề khác. Vì lợi ích của việc giải thích, giả định rằng các công ty hậu cần trình bày các vấn đề về định tuyến xe tương ứng của họ cho người giải quyết MFO liên tiếp nhanh chóng một cách hợp lý.

Để thiết kế một tương tự tính toán của tình huống nói trên, chúng tôi xem xét ba trường hợp CVRP giới hạn của số thời gian ( $c101$ ,  $c102$  và  $c103$ ) từ bộ tiêu chuẩn phổ biến của Solomon [38]. Đặc điểm thú vị của các trường hợp mẫu này là mặc dù chúng có sự phân bố khách hàng tương tự nhau trong không gian Euclid 2-D, nhưng các ràng buộc về thời gian do khách hàng chỉ định là khác nhau.

Một môi trường động được tạo ra một cách nhân tạo bằng cách giả sử quá trình tiến hóa bắt đầu với cá thể *c101* một cách riêng biệt. Ví dụ tiếp theo, *c102* (hoặc *c103*), sau đó được trình bày cho bộ giải ở giai đoạn trung gian. Lưu ý rằng vì tất cả các phiên bản đều thuộc miền CVRP, bộ giải MFO mà chúng tôi sử dụng trong trường hợp này sử dụng một lược đồ biểu diễn miền cụ thể [41]. Lợi thế của chuyển giao di truyền ngầm, dẫn đến việc khai thác các điểm tương đồng của giải pháp, được chứng minh rõ ràng trong Hình 14. Vốn gen được tạo ra ở các giai đoạn trung gian của quá trình tối ưu hóa *c101* được chuyển tích cực sang giai đoạn tiếp theo

nhiệm vụ. Do đó, một động lực đáng kể được cung cấp cho quá trình tìm kiếm tiến hóa đối với các trường hợp *c102* và *c103*, so với một bộ giải SOO độc lập.



Hình 14. Boon của MFO trong một cài đặt động. (a) Cải thiện xu hướng hội tụ của phiên bản CVRP *c102* và (b) cải thiện xu hướng hội tụ của phiên bản CVRP *c103*.

#### VIII. C ONCLUSION VÀ D IRECTIONS CHO F uture R esearch

Trong bài báo này, chúng tôi đã giới thiệu tối ưu hóa đa yếu tố (MFO) như một mô hình mới trong tính toán tiến hóa. Có thể cho rằng trong khi các thuật toán tiến hóa dựa trên dân số (EA) truyền thống tập trung vào việc giải quyết một vấn đề duy nhất tại một thời điểm, việc khai thác một cách thích hợp tính song song tiềm ẩn của các phương pháp này có thể dẫn đến các công cụ đa nhiệm hiệu quả với khả năng giải quyết nhiều vấn đề đồng thời. Thuật ngữ “đa nhân tố” trên thực tế được lấy cảm hứng từ quan sát rằng mỗi nhiệm vụ bổ sung đều đóng góp thêm một yếu tố ảnh hưởng đến sự tiến hóa.

Với mục đích đa nhiệm tiến hóa hiệu quả, một EA đa yếu tố (MFEA) mới đã được đề xuất dựa trên khái niệm văn hóa sinh học về thừa kế đa yếu tố. Thuật toán được ưu đãi với một sơ đồ biểu diễn nhiệm sắc thể thống nhất được cho là thành phần quan trọng để xử lý các vấn đề đa nhiệm giữa các miền. Hơn nữa, không gian tìm kiếm thống nhất ngụ ý rằng các khối xây dựng tương ứng với các nhiệm vụ khác nhau được chứa trong một nhóm vật chất di truyền thống nhất. Đặc biệt, điều này cho phép MFEA khai thác sự bổ sung di truyền tiềm ẩn giữa các nhiệm vụ, dẫn đến việc khám phá và chuyển giao ngầm các vật liệu di truyền hữu ích từ nhiệm vụ này sang nhiệm vụ khác một cách hiệu quả.



Một số thí nghiệm số đã được thực hiện để kiểm tra tính hiệu quả của thuật toán được đề xuất. Các thí nghiệm có thể được phân loại thành các bài toán liên tục, tối ưu hóa rời rạc và hỗn hợp giữa tối ưu hóa liên tục và rời rạc. Kết quả cho thấy đa nhiệm tiến hóa cung cấp một số kết quả đầy hứa hẹn về việc tăng tốc độ hội tụ cho các chức năng tối ưu hóa phức tạp và giảm thiểu thời gian cho một loạt các nhiệm vụ tối ưu hóa. Một phân tích sâu hơn để hiểu các đặc điểm hội tụ của các nhiệm vụ riêng lẻ trong đa nhiệm miền chéo cho thấy rằng trong khi một số nhiệm vụ nhất định bị tác động tích cực bởi sự chuyển giao di truyền ngầm, có thể tồn tại một số nhiệm vụ khác bị tác động tiêu cực. Tuy nhiên, trong hầu hết các trường hợp, chúng tôi nhận thấy chuyển giao tích cực lớn hơn tiêu cực, do đó dẫn đến xu hướng hội tụ được cải thiện khi hiệu suất được tính trung bình trên tất cả các nhiệm vụ.

Mặc dù kết quả của nghiên cứu này rất đáng khích lệ, nhưng cần phải nhớ rằng bài báo này chỉ là bước đầu tiên trong một hướng nghiên cứu chưa được khám phá cho đến nay. Cần nghiên cứu kỹ lưỡng một số khía cạnh thực tế và lý thuyết của mô hình trong tương lai. Ví dụ, tồn tại một lượng lớn tài liệu về lĩnh vực tối ưu hóa rời rạc vẫn còn được giải quyết. Hơn nữa, các phương pháp hiện tại của MFEA vẫn chưa được kiểm tra kỹ lưỡng về khả năng mở rộng. Vấn đề thứ hai được cho là sẽ là một vấn đề quan trọng trong đa nhiệm tiến hóa, đặc biệt là từ quan điểm của điện toán đám mây, vì số lượng tác vụ cần giải quyết có thể sẽ tăng lên rất nhanh. Do đó, tập hợp



các cá nhân đang tìm kiếm trong không gian tìm kiếm hợp nhất phải được điều khiển một cách thông minh để đáp ứng khối lượng lớn các nhiệm vụ gửi đến đa dạng theo cách hiệu quả nhất có thể.

Cuối cùng, chúng tôi thu hút sự chú ý của người đọc đến giả định được đưa ra cho đến nay rằng không tồn tại kiến thức trước về bất kỳ mối quan hệ nào giữa các nhiệm vụ được giải quyết song song. Hiệu quả của MFEA đã được thể hiện trong khi thực hiện đa nhiệm trên các vấn đề riêng biệt mà theo truyền thống thường được xem một cách độc lập. Tuy nhiên, điều đáng chú ý ở đây là khả năng áp dụng MFO không bị giới hạn trong các tình huống như vậy. Thường có thể xảy ra rằng một bài toán phức hợp đơn lẻ được bao gồm một số bài toán con hoặc thành phần phụ thuộc lẫn nhau [47] - [49]. Có thể hình dung MFO có thể được điều chỉnh để giải quyết các thành phần này đồng thời. Như một ví dụ khác, hãy tưởng tượng các vấn đề bị ràng buộc về mức độ ưu tiên, điều này ngụ ý rằng một số nhiệm vụ nhất định phải sử dụng kết quả từ một số nhiệm vụ khác [50]. Rõ ràng, một bộ giải MFO được cải tiến có khả năng xử lý những thách thức như vậy sẽ có giá trị đáng kể trong nhiều ứng dụng thực tế.

#### MỘT LỜI CẢM ƠN

Công việc này được hỗ trợ một phần dưới sự tài trợ của A \* Star-TSRP, bởi Viện Công nghệ Chế tạo Singapore-Đại học Công nghệ Nanyang (SIMTech-NTU) và Chương trình Nghiên cứu Hợp tác về Hệ thống Phức tạp, và Phòng thí nghiệm Sau đại học Trí tuệ Tính toán tại NTU.

#### R TIỀN TỆ

- [1] T. Back, U. Hammel, và HP Schwefel, "Tính toán tiến hóa: Nhận xét về lịch sử và trạng thái hiện tại," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, quyển sách. 1, không. 1, trang 3-17, 1997.
- [2] SM Guo và CC Yang, "Nâng cao sự tiến hóa khác biệt bằng cách sử dụng toán tử phân tán dựa trên eigenvector," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 19, không. 1, trang 31-49, 2014.
- [3] CA Coello Coello, "Tối ưu hóa đa mục tiêu tiến hóa: quan điểm lịch sử của lĩnh vực này," *IEEE Comp. Intel. Mag.*, Quyển sách. 1, không. 1, trang 28-36, tháng 2 năm 2006.
- [4] CM Fonseca và PJ Fleming, "Tổng quan về các thuật toán tiến hóa trong tối ưu hóa đa mục tiêu," *Evo. Comp.*, Vol. 3, không. 1, trang 1-6, tháng 12 năm 2007.
- [5] L. Tang và X. Wang, "Một thuật toán tiến hóa đa mục tiêu kết hợp cho các bài toán tối ưu hóa đa mục tiêu," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 17, không. 1, trang 20-45, 2012.
- [6] K. Li, A. Fialho, S. Kwong và Q. Zhang, "Lựa chọn toán tử thích ứng cho một thuật toán tiến hóa đa mục tiêu dựa trên phân rã," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 18, không. 1, trang 114-130, 2013.
- [7] M. Asafuddoula, T. Ray và R. Sarker, "Một thuật toán tiến hóa dựa trên phân tách để tối ưu hóa nhiều mục tiêu," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 19, không. 3, trang 445-460, 2014.
- [số 8] J. Rice, CR Cloninger, và T. Reich, "Thừa kế đa yếu tố với truyền tải văn hóa và giao phối khác loại. I. Mô tả và các thuộc tính cơ bản của các mô hình đơn nhất," *Am. J. Hum. Genet.*, Tập. 30, trang 618-643, 1978.
- [9] CR Cloninger, J. Rice, và T. Reich, "Thừa kế đa yếu tố với sự truyền tải văn hóa và giao phối khác loại. II. Một mô hình chung của sự kế thừa đa chủng tộc và văn hóa kết hợp," *Am. J. Hum. Genet.*, Tập. 31, trang 176-198, 1979.
- [10] LL Cavalli-Sforza và MW Feldman, "Di truyền văn hóa vs sinh học: Sự lây truyền kiểu hình từ cha mẹ sang con cái (Ảnh hưởng của kiểu hình của cha mẹ lên kiểu hình của con cái)," *Am. J. Hum. Genet.*, Tập. 25, 618-637, 1973.
- [11] MW Feldman và KN Laland, "Thuyết cách mạng văn hóa gen", *Xu hướng sinh thái. và Evo.*, vol. 11, trang 453-457, 1996.
- [12] R. Dawkins, *Gene ích kỷ*. Oxford, Vương quốc Anh: Nhà xuất bản Đại học Oxford, 1976.
- [13] JC Bean, "Các thuật toán di truyền và các khóa ngẫu nhiên để giải trình tự và tối ưu hóa," *ORSA J. Comp.*, Vol. 6, không. 2 năm 1994.
- [14] M. Ehrigott, *Tối ưu hóa đa tiêu chí*. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [15] K. Deb, *Tối ưu hóa Đa mục tiêu bằng cách sử dụng các thuật toán tiến hóa*. Wiley, 2001.
- [16] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal và T. Meyarivan, "Một thuật toán di truyền đa mục tiêu nhanh và tinh hoa: NSGA-2," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 6, không. 2, trang 182-197, 2002.
- [17] X. Zhang, Y. Tian, R. Cheng, và Y. Jin, "Một cách tiếp cận hiệu quả để phân loại không phân loại để tối ưu hóa đa mục tiêu tiến hóa," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 19, 201-213, 2014.
- [18] X. Chen, YS Ong, MH Lim và KC Tan, "Một cuộc khảo sát nhiều khía cạnh về tính toán memetic," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 15, không. 5, trang 591-606, tháng 10 năm 2011.
- [19] YS Ong, MH Lim, XS Chen, "Research Frontier: Memetic Computation - Past, Present & Future," *IEEE Comp. Intel. Mag.*, Quyển sách. 5, không. 2, trang 24-36, 2010.
- [20] M. Iqbal, WN Browne và M. Zhang, "Tái sử dụng các khối kiến thức đã trích xuất để giải các bài toán Boolean quy mô lớn, phức tạp," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 18, không. 4, trang 465-480, 2013.
- [21] R. Mills, T. Jansen và RA Watson, "Chuyển đổi tìm kiếm tiến hóa thành tìm kiếm tiến hóa bậc cao bằng cách nắm bắt cấu trúc vấn đề," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 18, không. 5, trang 628-642, 2014.
- [22] AH Wright, MD Vose, và JE Rowe, "Thuyết song song ngầm định," *Ghi chú bài giảng trong Comp. Khoa học*, tập. 2724, trang 1505-1517, 2003.
- [23] DE Goldberg, *Thuật toán di truyền trong tối ưu hóa tìm kiếm và máy học*, Addison Wesley, 1989.



- [24] M. Srinivas và LM Patnaik, "Các thuật toán di truyền: Một cuộc khảo sát," *Máy tính*, vol. 27, không. 6, trang 17-26, tháng 6 năm 1994.
- [25] Z. Wu, Z. Ni và X. Liu, "Tối ưu hóa nhóm hạt rời rạc đã được sửa đổi để lập lịch quy trình làm việc trên đám mây," *Int. Lời thú nhận. Comp. Intel. Giây phút (CIS)*, 2010, trang 184-188.
- [26] C. Lin và S. Lu, "Lập lịch trình quy trình làm việc khoa học một cách đàn hồi cho điện toán đám mây," *IEEE Internat. Lời thú nhận. Cloud Comp. (CLOUD)*, 2011, trang 746-747.
- [27] YS Ong, ZZ Zong và D. Lim, "Lời nguyện và sự may mắn của sự không chắc chắn trong các thuật toán tiến hóa sử dụng tính gần đúng," *IEEE CEC*, 2006, trang 2928-2935.

- [28] P. Chauhan, K. Deep, và M. Pant, "Các chiến lược trọng lượng quần tính mới để tối ưu hóa bầy hạt," *Memetic Computing*, vol. 5, không. 3, trang 229-251, 2013.
- [29] K. Deb và RB Agrawal, "Giao nhau nhị phân được mô phỏng cho không gian tìm kiếm liên tục," *Hệ thống phức hợp*, tập. 9, không. 2, trang 115-148, 1995.
- [30] R. Hinterding, "Đột biến Gaussian và sự tự thích nghi đối với các thuật toán di truyền số," *IEEE CEC*, 1995, vol. 1.
- [31] R. Meuth, MH Lim, YS Ong, và DC Wunsch, "Một đề xuất về meme và meta-meme trong máy tính để học tập bậc cao," *Memetic Computing*, vol. 1, không. 2, trang 85-100, 2009.
- [32] YS Ong và AJ Keane, "Học Meta-Lamarckian trong các thuật toán memetic," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 8, không. 2, trang 99-110, tháng 4 năm 2004.
- [33] JF Goncalves và MGC Resende, "Các thuật toán di truyền khóa ngẫu nhiên thiên vị để tối ưu hóa tổ hợp," *J Heuristics*, vol. 17, trang 487-525, 2011.
- [34] S. Bansal, C. Patvardhan và A. Srivastav, "Thuật toán tiến hóa lấy cảm hứng từ lượng tử cho các vấn đề khó khăn về ba lô," *Memetic Computing*, vol. 7, không. 2, trang 135-155, 2015.
- [35] S. Khuri, T. Back, và J. Heitkotter, "Vấn đề số không / một bao nhiêu và các thuật toán di truyền," *Proc. ACM Symp. Appl. Comp.*, 1994, tr. 188-193.
- [36] MH Tavarani-N và A. Prugel-Bennett, "Về bối cảnh của các vấn đề tối ưu hóa tổ hợp," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Vol. 18, không. 3, trang 420-434, 2013.
- [37] RK Ahuja, JB Orlin và A. Tiwari, "Một thuật toán di truyền tham lam cho bài toán gán bậc hai," *Comp. và HOẠC*, quyền sách. 27, không. 10, trang 917-934, 2000.
- [38] MM Solomon, "Các thuật toán cho các vấn đề về lập lịch và định tuyến xe với các ràng buộc về thời gian," *Nghiên cứu Hoạt động*, vol. 35, không. 2, trang 254-265, 1987.
- [39] KC Tan, YH Chew và LH Lee, "Một thuật toán tiến hóa đa mục tiêu kết hợp để giải quyết các vấn đề về định tuyến xe với các cửa sổ thời gian," *Comp. Opt. và Apps.*, vol. 34, không. 1, trang 115-151, 2006.
- [40] C. Prins, "Một thuật toán tiến hóa đơn giản và hiệu quả cho vấn đề định tuyến xe," *Comp. và HOẠC*, quyền sách. 31, trang 1985-2002, 2004.
- [41] A. Gupta, YS Ong, AN Zhang và PS Tan, "Một thuật toán tiến hóa hai cấp để định tuyến phương tiện đa mục tiêu với các ràng buộc về thời gian," *Proc. của Hội nghị Châu Á Thái Bình Dương lần thứ 18. trên Intel. & Evol. Syst.*, 2014, tập. 2, trang 27-38.
- [42] C. Prins, "Hai thuật toán memetic cho các vấn đề định tuyến phương tiện của đội xe không đồng nhất," *Engg. Ứng dụng. thuộc nghệ thuật. Intel.*, Tập. 22, trang 916-928, 2009.
- [43] N. Christofides và E. Benavent, "Một thuật toán chính xác cho bài toán gán bậc hai," *Nghiên cứu Hoạt động*, tập. 35, không. 9, trang 760-768, 1989.
- [44] P. Augerat, JM Belenguer, E. Benavent, A. Corberan, D. Naddef và G. Rinaldi, "Kết quả tính toán với một nhánh và mã cắt cho vấn đề định tuyến phương tiện năng lực," *Báo cáo Nghiên cứu 949-M, Đại học Joseph Fourier*, Pháp.
- [45] SJ Pan, Q. Yang, "Một cuộc khảo sát về việc học chuyển tiếp," *IEEE Trans. Kiến trúc & Dữ liệu Engg.*, Vol. 22, không. 10, trang 1345-1359, 2009.
- [46] L. Feng, YS Ong, MH Lim và IW Tsang, "Tìm kiếm Memetic với Học liên miền: Sự hiện thực hóa giữa CVRP và CARP," *IEEE Trans. Evo. Comp.*, Chấp nhận, 2014.
- [47] ÖNG Bonyadi, Z. Michalewicz, F. Neumann và M. Wagner. *Tính toán tiến hóa cho các bài toán nhiều thành phần: Cơ hội và hướng đi trong tương lai*. Có sẵn: <https://cs.adelaide.edu.au/~zbyszek/Papers/Vis.pdf>
- [48] MR Bonyadi, Z. Michalewicz, và L. Barone, "Vấn đề tên trộm du hành: Bước đầu tiên trong quá trình chuyển đổi từ các vấn đề lý thuyết sang các vấn đề thực tế," *IEEE CEC*, 2013.
- [49] SD Handako, A Gupta, HC Kim, LH Chuin, YS Ong và TP Siew, "Giải quyết vấn đề về chuyển tham quan có lợi nhuận từ nhiều phương tiện thông qua việc áp dụng kiến thức trong lập trình cấp mật tiến hóa," *IEEE CEC*, 2015.
- [50] MR Garey, "Sắp xếp công việc tối ưu với các ràng buộc ưu tiên," *Toán rời rạc*, quyền sách. 4, không. 1, trang 37-56, 1973.

**Abhishek GUPTA** có bằng B.Tech của Học viện Công nghệ Quốc gia Rourkela, Ấn Độ. Anh hoàn thành bằng Tiến sĩ Khoa học Kỹ thuật tại Đại học Auckland, New Zealand, vào năm 2014. Anh hiện là Nghiên cứu viên Sau Tiến sĩ tại Phòng thí nghiệm Sau đại học Trí tuệ Tính toán, Trường Kỹ thuật Máy tính, Đại học Công nghệ Nanyang, Singapore. Ông có nhiều mối quan tâm nghiên cứu khác nhau về các lĩnh vực cơ học liên tục cũng như tính toán trí thông minh, với sự nhấn mạnh gần đây về tính toán tiến hóa, tối ưu hóa đa mục tiêu và lập trình hai cấp.

**Yew-Soon ONG** nhận bằng Tiến sĩ về Trí tuệ nhân tạo trong thiết kế phức hợp tại Trung tâm Thiết kế và Kỹ thuật Tính toán, Đại học Southampton, Vương quốc Anh vào năm 2003. Ông là Phó Giáo sư tại Trường Kỹ thuật Máy tính, Đại học Công nghệ Nanyang, Singapore. Mối quan tâm nghiên cứu của anh ấy về trí thông minh tính toán trải dài trên máy tính memetic, thiết kế tiến hóa, máy học và

Dữ liệu lớn. Ông là Tổng biên tập kỹ thuật sáng lập của Tạp chí Máy tính Memetic, Trưởng ban biên tập sáng lập của bộ sách Springer về các nghiên cứu thích ứng, học tập và tối ưu hóa, Phó chủ biên của Giao dịch IEEE trên Tính toán tiến hóa, Giao dịch IEEE trên Mạng thần kinh & Hệ thống học tập, Tạp chí Trí tuệ tính toán IEEE, Giao dịch IEEE về Điều khiển học, Máy tính phần mềm, Tạp chí Quốc tế về Khoa học Hệ thống và những người khác.

**Liang FENG** nhận bằng Tiến sĩ tại Trường Kỹ thuật Máy tính, Đại học Công nghệ Nanyang, Singapore, vào năm 2014. Anh là Nghiên cứu viên Sau Tiến sĩ tại Phòng thí nghiệm Sau đại học Trí tuệ Tính toán, Đại học Công nghệ Nanyang, Singapore. Ông hiện là Trợ lý Giáo sư tại Trường Cao đẳng Khoa học Máy tính, Đại học Trung Khánh, Trung Quốc. Các mối quan tâm nghiên cứu của anh ấy bao gồm Tính toán và Nhân tạo

Trí tuệ, Máy tính Memetic, Tối ưu hóa Dữ liệu lớn và Học tập, cũng như Học tập Chuyển giao.