

# Thuật toán tiến hóa đa nhiệm tự thích ứng

Lê Tiến Thành

Giáo viên hướng dẫn: **PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình**

Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội

# Agenda

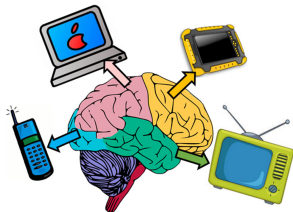
- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Ý tưởng chính của tiến hóa đa nhiệm

## Ý tưởng

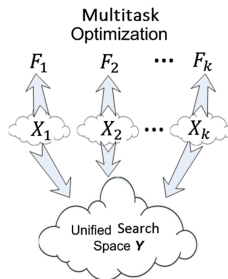


**Hình 1:** Khả năng đa nhiệm của con người

## Xu hướng

Thuật toán mô phỏng trí thông minh trong tự nhiên.

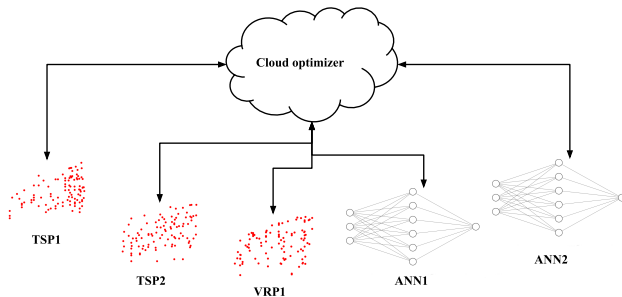
## Thuật toán tiến hóa đa nhiệm



**Hình 2:** Tiến hóa đa nhiệm mô phỏng lại khả năng giải quyết nhiều việc cùng một thời điểm của con người

# Ứng dụng nổi bật của tiến hóa đa nhiệm

## Tối ưu tại cloud computing



## Các nghiên cứu đã áp dụng tiến hóa đa nhiệm

- Huynh Thi Thanh Binh, Pham Dinh Thanh, Tran Ba Trung, and Le Phuong Thao. "Effective multifactorial evolutionary algorithm for solving the cluster shortest path tree problem". In: *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE. 2018, pp. 1–8
- Rohitash Chandra, Abhishek Gupta, Yew-Soon Ong, and Chi-Keong Goh. "Evolutionary multi-task learning for modular knowledge representation in neural networks". In: *Neural Processing Letters* 47.3 (2018), pp. 993–1009

# Câu hỏi nghiên cứu còn tồn tại

## Các tồn tại của các nghiên cứu trước

- Ứng dụng hướng đến làm thuật toán tối ưu trên cloud.
- Cloud có **số lượng người dùng lớn**.
- Chỉ thử nghiệm và chứng minh tính hiệu quả trên tập hợp **2 đến 3 tác vụ**.

## Yêu cầu

- Thiết kế thuật toán chạy tốt với số lượng lớn tác vụ.
- Thuật toán có ít tham số.

## Hướng giải quyết cụ thể

- Thiết kế **cấu trúc mới** cho tiến hóa đa nhiệm phù hợp với tối ưu nhiều tác vụ.
- Áp dụng mô hình **Multi-Armed Bandits**, học trên dữ liệu hàm mục tiêu để ghép cặp các tác vụ

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ



# Thuật toán tiến hóa đa nhiệm - 1

## Phát biểu bài toán

- **Cho:**  $K$  bài toán tối ưu.
- Tác vụ  $T_k$  ứng với việc giải bài toán thứ  $k$ .
- $T_k$  có không gian tìm kiếm  $\mathcal{X}_k$ , hàm mục tiêu  $f_k : \mathcal{X}_k \rightarrow \mathbb{R}$
- **Yêu cầu:** tìm  $\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_{K-1}^*, x_K^*\} = \operatorname{argmin}\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_{K-1}(x), f_K(x)\}$  với  $x_k^*$  là nghiệm tối ưu toàn cục của  $T_k$ .

## Tính chất đặt biệt của tiến hóa đa nhiệm

Việc giải tác vụ  $T_k$  có thể có ảnh hưởng tốt giúp giải  $T_{k'}, k' \neq k$  tối ưu hơn.

# Thuật toán tiền hóa đa nhiệm - 2

## Không gian biểu diễn chung

- **Cho:**  $K$  tác vụ với chiều lần lượt là  $\{D_1, D_2, \dots, D_K\}$ .
- **Biểu diễn chung:**  $D_{unified} = \max\{D_1, D_2, \dots, D_K\}$ .

## Không gian biểu diễn chung trong tối ưu số thực

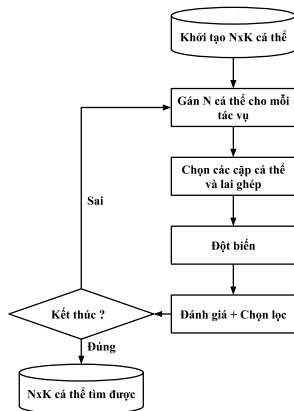
- Quy ước là  $[0, 1]^{D_{unified}}$ .

## Cách sử dụng không gian biểu diễn chung

- Thực hiện toán tử tiền hóa trên cá thể với chiều  $D_{unified}$ .
- Đánh giá trên cá thể với chiều  $\{D_1, D_2, \dots, D_K\}$ .

# Thuật toán tiến hóa đa nhiệm - 3

## MFEA - Multifactorial Evolutionary Algorithm



Hình 3: Khung thuật toán MFEA

## Skill factor

*Skill factor*  $\tau_i$  của cá thể  $i^{th}$  là index của tác vụ trong  $K$  tác vụ, mà cá thể  $i$  thuộc về.

## Algorithm 1 Lai ghép trong MFEA

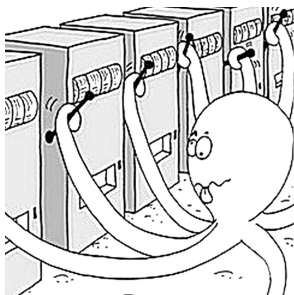
- 1: Lấy ngẫu nhiên hai cá thể cha mẹ  $p_a$  và  $p_b$  từ  $P$
- 2: **if**  $\tau_a == \tau_b$  **then**
- 3:    $[c_a, c_b] \leftarrow$  Lai ghép cùng tác vụ giữa  $p_a$  và  $p_b$
- 4:   Gán skill factor  $\tau_a$  cho  $c_a$  và  $c_b$
- 5: **else if**  $rand \leq rmp$  **then**
- 6:    $[c_a, c_b] \leftarrow$  Lai ghép khác tác vụ giữa  $p_a$  và  $p_b$
- 7:   Gán ngẫu nhiên skill factor  $\tau_a$  or  $\tau_b$  cho từng con sinh ra
- 8: **else**
- 9:   Gán skill factor  $\tau_a$  cho  $c_a$
- 10:   Gán skill factor  $\tau_b$  cho  $c_b$
- 11: **end if**

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - **Mô hình Multi-Armed Bandits**
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Mô hình Multi-Armed Bandits - 1

Nguồn gốc tên gọi Multi-Armed Bandits



**Hình 4:** Lựa chọn chơi máy nào, thứ tự thế nào, mỗi máy bao lần, thắng càng nhiều tiền càng tốt

---

## Algorithm 2 Mô hình Multi-armed bandits

---

- 1: **Cho:**  $K$  lựa chọn,  $T$  vòng.
  - 2: **for** vòng thứ  $t \in \{1, \dots, T\}$  **do**
  - 3:     Chọn lựa chọn  $a_t$ ;
  - 4:     Nhận về phần thưởng  $r_t \in [0, 1]$  cho lựa chọn  $a_t$ ;
  - 5: **end for**
-

# Mô hình Multi-Armed Bandits - 2

## Ứng dụng của MAB



Hình 5: Lựa chọn nguồn tin và đề xuất tin tức sao cho người dùng xem nhiều nhất



Hình 6: Lựa chọn kênh đầu tư sao cho lãi nhất

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# MFEA - giải số lượng tác vụ nhỏ

## MFEA

- Abhishek Gupta, Yew-Soon Ong, and Liang Feng. “Multifactorial evolution: toward evolutionary multitasking”. In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 20.3 (2015), pp. 343–357
- **Vấn đề:** Lai ghép khác tác vụ một cách ngẫu nhiên.

## MFEA-II

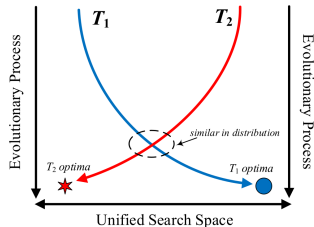
- Kavitesh Kumar Bali, Yew-Soon Ong, Abhishek Gupta, and Puay Siew Tan. “Multifactorial evolutionary algorithm with online transfer parameter estimation: MFEA-II”. In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 24.1 (2019), pp. 69–83
- **Ý tưởng:** Giải quyết bài toán con (tối ưu hàm lồi), tối ưu  $RMP \in \mathbb{R}^{K \times K}$  sao cho con sinh ra từ quần thể cha mẹ và  $RMP$  giống với con được chọn lọc sang thế hệ tiếp theo nhất.
- **Vấn đề:** Thuật toán chạy chậm, khi phải giải quyết  $K^2$  bài toán con.



# MFEA - giải số lượng tác vụ lớn

## GMFEA

- Jing Tang, Yingke Chen, Zixuan Deng, Yanping Xiang, and Colin Paul Joy. “A Group-based Approach to Improve Multifactorial Evolutionary Algorithm.”. In: *IJCAI*. 2018, pp. 3870–3876
- Với mỗi tác vụ, chọn một vài cá thể tốt nhất làm đại diện, gộp lại thành một tập dữ liệu
- Dùng thuật toán K-Means, nhóm dữ liệu trên lại.
- Các tác vụ ở cùng một cụm mới được trao đổi thông tin cho nhau.
- **Vấn đề:** trường hợp quần thể cùng phân phối nhưng cần đi về khác hướng (Hình 7).



**Hình 7:** Hai tác vụ cùng vị trí quần thể, khác vị trí cực trị.

# MFEA - giải số lượng tác vụ lớn

## SBSGA

- Rung-Tzuo Liaw and Chuan-Kang Ting. “Evolutionary manytasking optimization based on symbiosis in biocoenosis”. In: *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*. Vol. 33. 01. 2019, pp. 4295–4303
- Trao đổi thông tin giữa các tác vụ bằng việc trao cá thể (swap) thay vì lai ghép.
- Lưu lại số lần trao đổi thành công  $T^{pos}$  (con được chọn lọc vào quần thể mới) và thất bại  $T^{neg}$ .
- Xác suất trao đổi tính bằng công thức:

$$RMP_{i,j} = \frac{T^{pos}}{T^{pos} + T^{neg}} \quad (1)$$

- **Vấn đề:** Phương pháp ghép cặp tự thiết kế không dựa trên lý thuyết.

# MFEA - giải số lượng tác vụ lớn

## MaTGA

- Yongliang Chen, Jinghui Zhong, Liang Feng, and Jun Zhang. “An adaptive archive-based evolutionary framework for many-task optimization”. In: *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence* 4.3 (2019), pp. 369–384
- Lưu một phần quần thể của từng tác vụ qua nhiều thế hệ.
- Tính khoảng cách KL Divergence giữa các tập quần thể đã lưu.
- **Vấn đề:** Có nhiều tham số, thời gian tính toán chậm.

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Cơ chế chọn tác vụ hỗ trợ - MAB

Mô hình hóa việc chọn tác vụ để lai ghép bằng MAB

## Definition (Lựa chọn)

Với mỗi tác vụ  $T_k$ , sẽ có  $K - 1$  lựa chọn, tương ứng với  $K - 1$  tác vụ  $T_{k'}$  mà  $k' \in \{1, \dots, K\}$  và  $k' \neq k$ .

## Definition (Phần thưởng)

Sau khi tác vụ  $T_{k'}$  được lựa chọn để ghép cặp với tác vụ  $T_k$ , phần thưởng của việc chọn tác vụ  $T_{k'}$  được định nghĩa như sau:

$$r(k, k') = \begin{cases} 1 & \text{nếu } f_k(c) < f_k(p), \exists p \in P^k \\ 0 & \text{trong các trường hợp khác.} \end{cases} \quad (2)$$

- $c$  là con sinh ra trong quá trình lai ghép khác tác vụ
- $f_k(\cdot)$  là hàm đánh giá của tác vụ  $T_k$

# Cách giải bài toán con chọn tác vụ hỗ trợ - KLUCB

## Giả định

- **Phần thưởng:** Biến ngẫu nhiên với giá trị  $\{0, 1\}$
- **Giả định:** Phần thưởng sinh từ phân phối Bernoulli chưa biết trước.

## Cách giải - KLUCB

$$k' = \operatorname{argmax}_j \mu(j) + \frac{1 + t \times \log^2(t)}{N(j)} \quad (3)$$

- $\mu(j)$  là giá trị trung bình ước lượng được của phần thưởng khi lựa chọn  $j$
- $N(j)$  là tổng số lần thuật toán đã lựa chọn  $j$
- $t$  là tổng số của tất cả các lần lựa chọn

## Tham khảo lý thuyết tại

Tor Lattimore and Csaba Szepesvári. *Bandit algorithms*. Cambridge University Press, 2020

# Khung giải thuật đề xuất - Ma2BEA

---

**Algorithm 3** Many-task Multi-armed Bandit Evolutionary Algorithm (Ma<sup>2</sup>BEA) trong mỗi thế hệ của tác vụ  $T_k$

---

- 1: Khởi tạo quần thể con  $P_{(c)}^k = \emptyset$
  - 2: **while** số con sinh ra  $< N$  **do**
  - 3:   Chọn ngẫu nhiên cá thể cha  $p_a$  từ  $P^k$
  - 4:   **if**  $\text{rand}(0, 1) < \text{rmp}$  **then**
  - 5:     Chọn tác vụ  $T_{k'}$  sử dụng phương trình Kullback–Leibler UCB (KL-UCB) trong Công thức 3
  - 6:     Chọn ngẫu nhiên cá thể mẹ  $p_b$  từ  $P^{k'}$
  - 7:      $c = \text{Lai ghép khác tác vụ giữa } p_a \text{ và } p_b$
  - 8:   **else**
  - 9:     Chọn ngẫu nhiên cá thể mẹ  $p_b$  từ  $P^k$
  - 10:     $c = \text{Lai ghép cùng tác vụ giữa } p_a \text{ và } p_b$
  - 11:   **end if**
  - 12:    $c = \text{Đột biến } c$
  - 13:   Đánh giá cá thể con  $c$
  - 14:   Cập nhật lại ước lượng  $\mu(k')$  và số lượng  $N(k')$  cho KL-UCB nếu  $c$  được sinh ra từ việc *Lai ghép khác tác vụ*
  - 15:    $P_{(c)}^k = P_{(c)}^k \cup \{c\}$
  - 16: **end while**
  - 17:  $P^k \leftarrow \text{Chọn } N \text{ cá thể tốt nhất từ } P^k \cup P_{(c)}^k \text{ để tạo lại } P^k \text{ cho thế hệ tiếp theo}$
-

# Cấu trúc cập nhật tuần tự - 1

---

**Algorithm 4** Giải mã của toàn bộ  $\text{Ma}^2\text{BEA}$ 

---

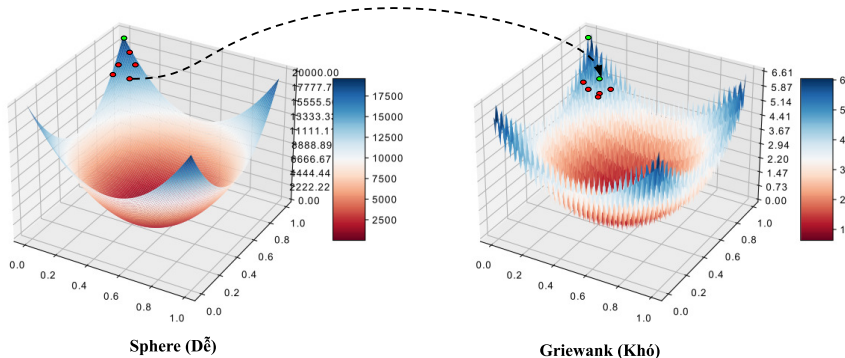
```
1: for  $k \in \{1, \dots, K\}$  do
2:   Khởi tạo ngẫu nhiên  $N \sim \mathbb{R}^{D_{\text{unified}}}$  cá thể để tạo ra quần thể  $P^k$ ;
3:   Evaluate individual in  $P^k$  for task  $T_k$  only;
4: end for
5: while điều kiện kết thúc chưa thỏa mãn do
6:   for  $k \in$  hoán vị ngẫu nhiên của  $\{1, \dots, K\}$  do
7:     Thực hiện Thuật toán 3 cho tác vụ  $T_k$ ;
8:   end for
9: end while
```

---



# Cấu trúc cập nhật tuần tự - 2

Ví dụ cho tác dụng của cập nhật tuần tự trong  $\text{Ma}^2\text{BEA}$



**Hình 8:** Cập nhật tuần tự trên hai tác vụ có địa hình hàm mục tiêu tương đồng. Trục tung, trục hoành là giá trị của nghiệm. Trục thẳng đứng là giá trị hàm mục tiêu.

# Tóm tắt đóng góp

Tóm tắt những ý tốt xấu so với các nghiên cứu liên quan

# Áp dụng - Tối ưu nhiều mạng nơ-ron

Tổng kết vào đây.

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 **Kết quả thực nghiệm**
  - **10 tác vụ**
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Dữ liệu thử nghiệm

Như trong luận văn

# Cài đặt thực nghiệm

Như trong luận văn

# Kết quả tối ưu

Như trong luận văn



# Kết quả ghép cặp

Như trong luận văn

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Dữ liệu thử nghiệm

Như trong luận văn

# Cài đặt thực nghiệm

Như trong luận văn

# Kết quả tối ưu

Như trong luận văn

# So sánh thời gian chạy

Như trong luận văn

# Agenda

- 1 Giới thiệu
- 2 Cơ sở lý thuyết
  - Thuật toán tiến hóa đa nhiệm
  - Mô hình Multi-Armed Bandits
- 3 Các nghiên cứu liên quan
- 4 Thuật toán đề xuất
- 5 Kết quả thực nghiệm
  - 10 tác vụ
  - 50 tác vụ
  - Mujoco tác vụ

# Dữ liệu thử nghiệm

Như trong luận văn



# Cài đặt thực nghiệm

Như trong luận văn

# Kết quả tối ưu

Như trong luận văn

# So sánh thời gian chạy

Như trong luận văn

# Tóm tắt và kết luận

Như trong luận văn

## Bài báo trong quá trình học

- Le Tien Thanh, La Van Cuong, Ta Bao Thang, and Huynh Thi Thanh Binh. “Multi-Armed Bandits for Many-task Evolutionary Optimization”. In: *2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE. 2021, pp. 1–8
- Le Van An, Le Tien Thanh, Nguyen Phi Le, Huynh Thi Thanh Binh, Akerkar Rajendra, and Yusheng Ji. “GCRINT: Network Traffic Imputation Using Graph Convolutional Recurrent Neural Network”. In: *2021 IEEE International Conference on Communications*. IEEE. 2021, pp. 1–8
- Le Van An, Le Tien Thanh, Nguyen Phi Le, Huynh Thi Thanh Binh, and Yusheng Ji. “Multi-time-step Segment Routing based Traffic Engineering Leveraging Traffic Prediction”. In: *2021 IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management*. IEEE. 2021, pp. 1–8

Cảm ơn thầy cô đã lắng nghe!