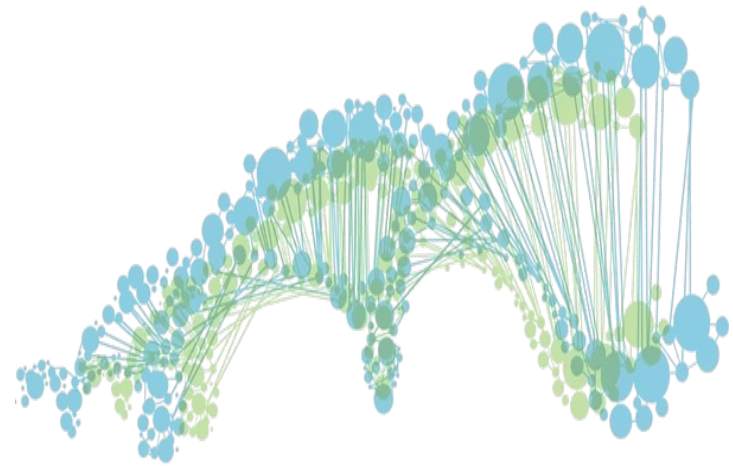
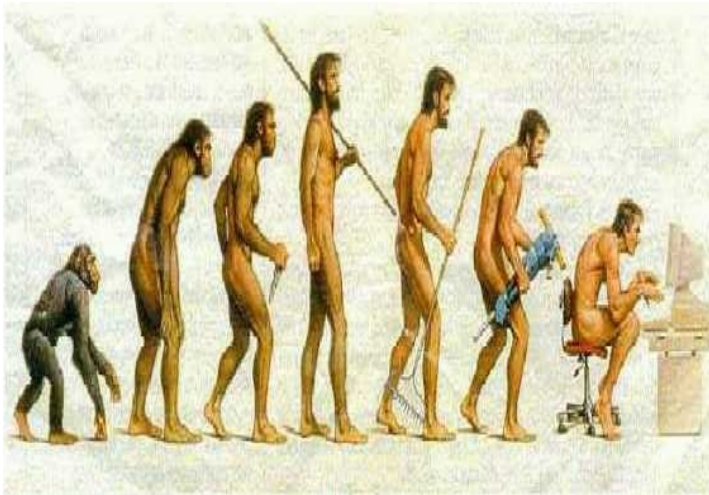


## Evolution Strategy



PGS.TS Huỳnh Thị Thanh Bình  
Email: [binhht@soict.hust.edu.vn](mailto:binhht@soict.hust.edu.vn)

# Nội dung

2

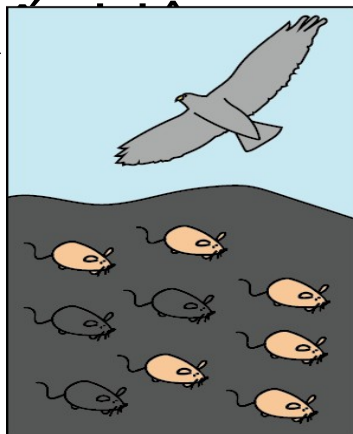
- Tổng quan Evolution Strategy (ES)
- Các loại ES
- Ví dụ minh họa



# Tổng quan về Evolution Strategy

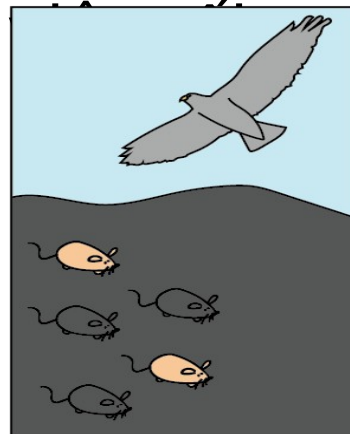
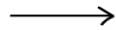
3

- Evolution Strategy (Chiến lược tiến hóa - ES)
- Thuộc lớp các thuật toán tiến hóa EAs, dựa trên quần thể
- Lấy cảm hứng từ chiến lược chọn lọc tự nhiên
- R...



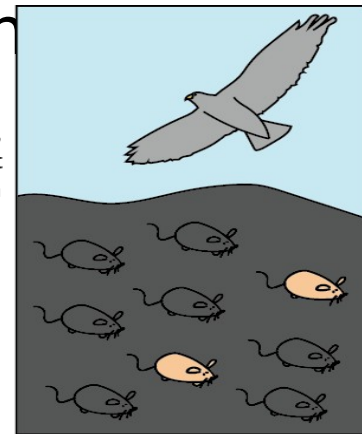
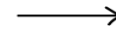
A population of mice has moved into a new area where the rocks are very dark. Due to natural genetic variation, some mice are black, while others are tan.

Some mice are eaten by birds



Tan mice are more visible to predatory birds than black mice. Thus, tan mice are eaten at higher frequency than black mice. Only the surviving mice reach reproductive age and leave offspring.

Mice reproduce, giving next generation



Because black mice had a higher chance of leaving offspring than tan mice, the next generation contains a higher fraction of black mice than the previous generation.

# Tổng quan về Evolution Strategy

4

- Cho hộp đen với hàm mục tiêu cần tối ưu  $f(x)$ 
  - Không thể tính được đạo hàm, không lồi....
  - $f(x)$  là bất định
- Gọi  $\mu$  là phân phối của các lời giải tốt cho việc tối ưu  $f(x)$
- Nếu dạng phân phối là xác định (giả sử gauss) thì
  - là tham số mang thông tin về lời giải tốt nhất
  - được cập nhật qua mỗi thế hệ trong EAs

# Tổng quan về Evolution Strategy

5

- Bắt đầu với giá trị khởi tạo , Các thuật toán ES cập nhật theo 3 bước như sau:
  - Bước 1: Sinh một quần thể ban đầu  $P(t)$  , với  $N$  mẫu.
  - Bước 2: Đánh giá các cá thể trong  $P(t)$
  - Bước 3: Chọn một tập con cá thể có độ thích nghi tốt nhất trong  $P(t)$  và cập nhật lại
  - Bước 4:  $t = t+1$  và lặp lại bước 1 cho đến khi thỏa mã ĐK dừng

# Các loại ES

6

- Dựa theo chiến lược chọn lọc sinh tồn
  - (: Chọn cá thể tốt nhất từ cá thể con để sinh tồn ở thế hệ tiếp theo
  - ( : Chọn cá thể tốt nhất từ tập hợp của
    - cá thể con và
    - cá thể cha trước đó
- Các thuật toán ES phổ biến:
  - Simple Gaussian Evolution Strategies
  - Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

# Simple Gaussian Evolution Strategies

7

- Là chiến lược tiến hóa đơn giản và cổ điển nhất của ES
- Phân phối của các cá thể là phân phối Gauss  $n$ -chiều
- Lưu trữ thông tin của giá trị trung bình và độ lệch chuẩn
- Các bước của thuật toán
  - Bước 1: Khởi tạo
  - Bước 2: Sinh ngẫu nhiên cá thể từ phân phối
  - Bước 3: Chọn ngẫu nhiên cá thể tốt nhất trong  $P(t+1)$  để cập nhật lại và

# Simple Gaussian Evolution Strategies – Ví dụ

8

Bước 1: Khởi tạo

1- Initial Solution

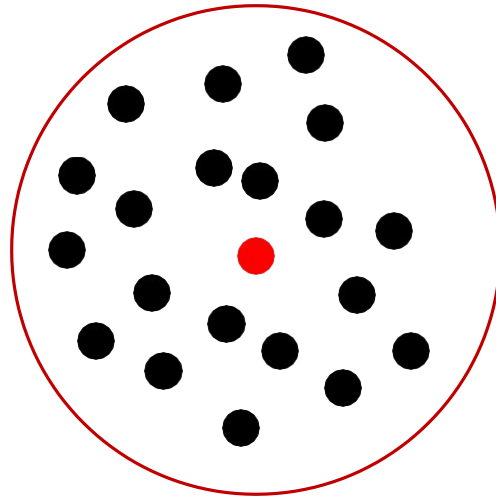




# Simple Gaussian Evolution Strategies – Ví dụ

9

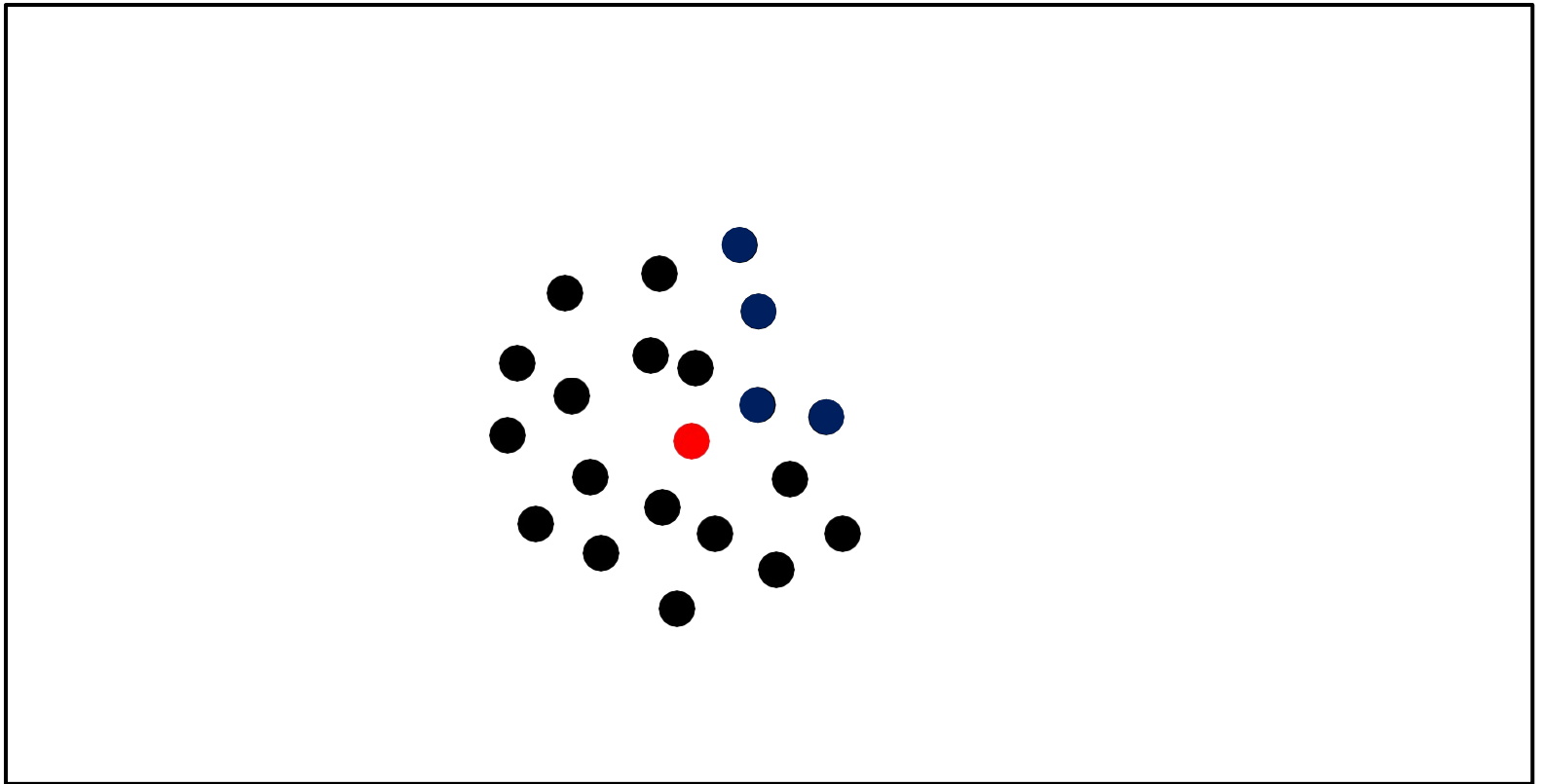
Bước 2: Sinh ra cá thể con



# Simple Gaussian Evolution Strategies – Ví dụ

10

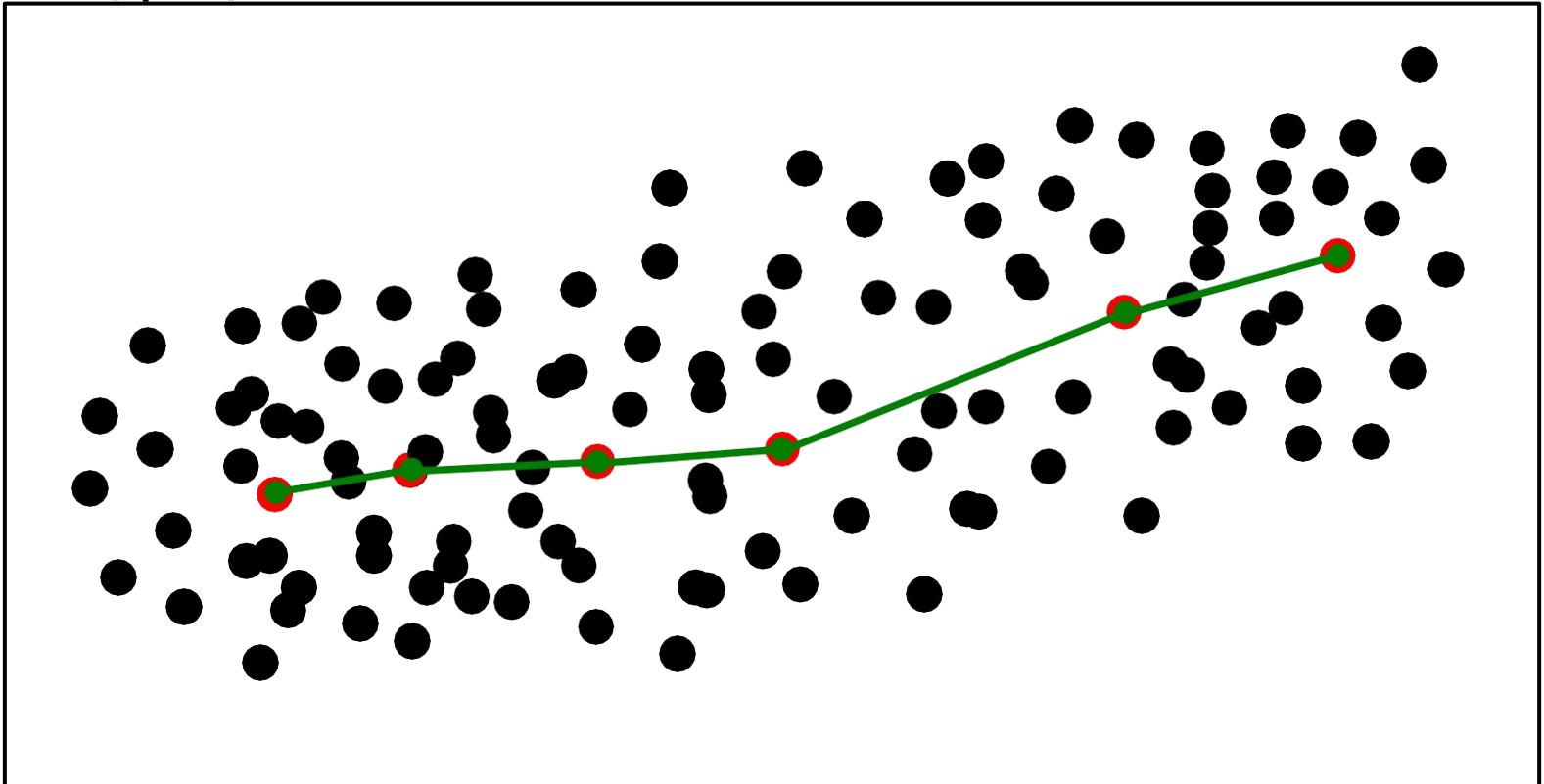
Bước 3: Chọn ra cá thể con tốt nhất



# Simple Gaussian Evolution Strategies – Ví dụ

11

Bước 4: Cập nhật giá trị trung bình của phân phối và lặp lại bước 2 và 3



# Simple Gaussian Evolution Strategies

12

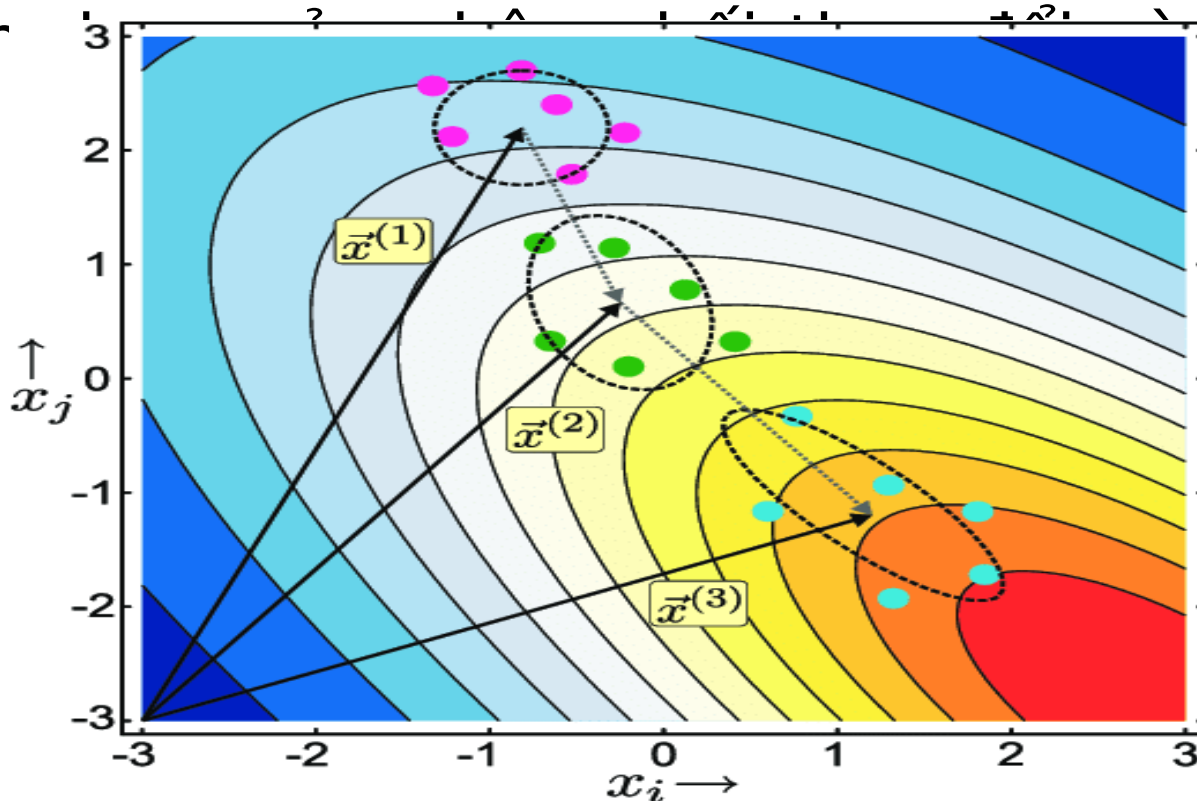
- càng cao: Mức độ khám phá của thuật toán càng lớn
- Tuy nhiên giá trị khá tương đồng với
- Khả năng hội tụ kém khi cao
- Hình dạng của phân phối trong SGES là giống nhau ở mọi thời điểm

# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

13

- Để khắc phục những điểm yếu của SGES, CMA-ES xây dựng cơ chế thích nghi, điều chỉnh không gian khám phá sau mỗi thế hệ

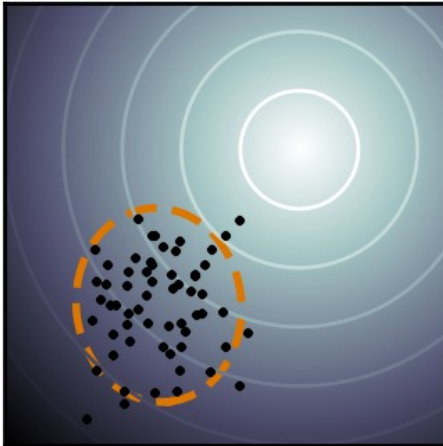
- Hình minh họa quá trình cập nhật sau mỗi thế hệ



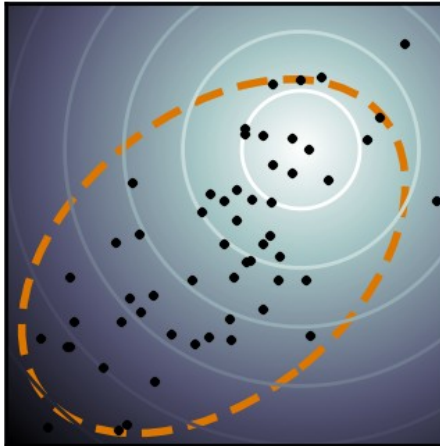
# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

14

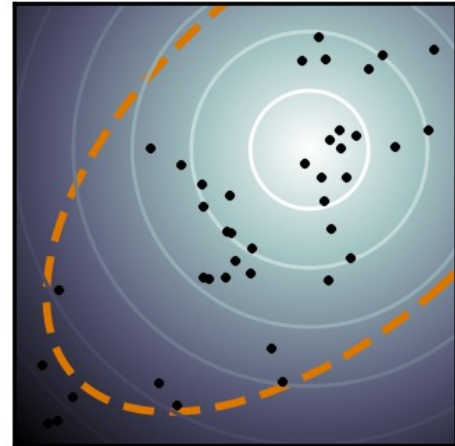
Generation 1



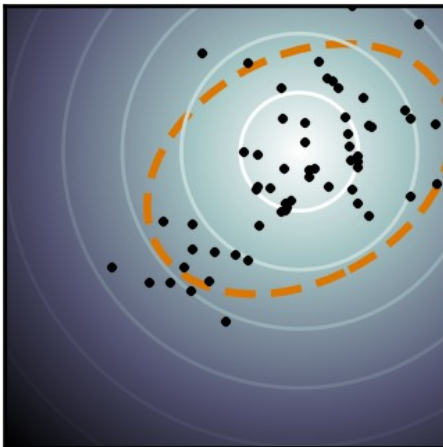
Generation 2



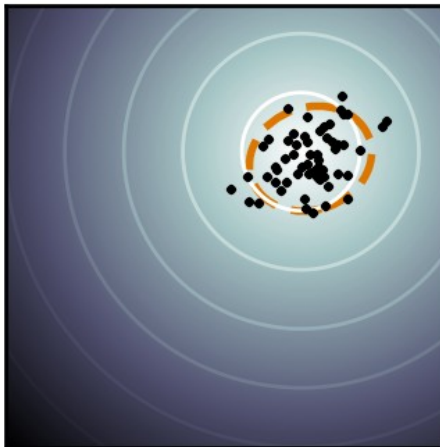
Generation 3



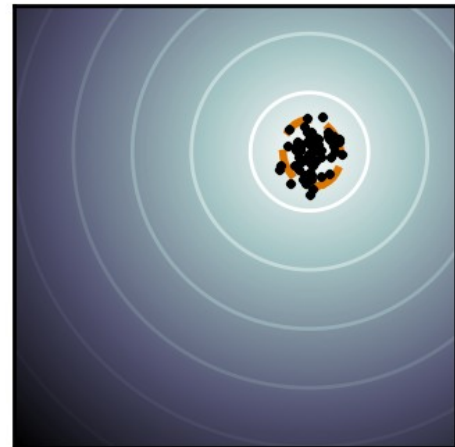
Generation 4



Generation 5



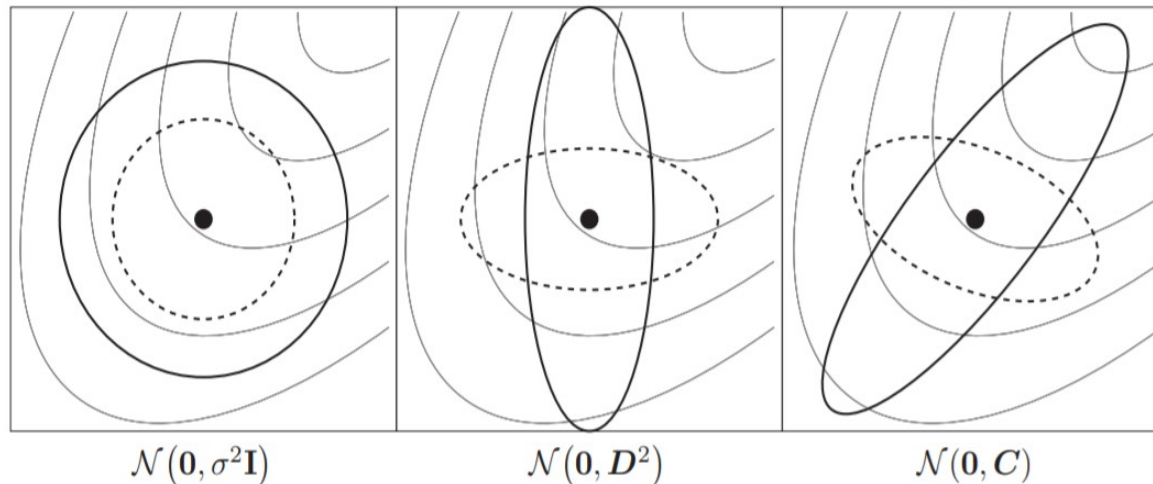
Generation 6



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

15

- CMA-ES thay đổi hình dạng của phân phối thông qua việc thích nghi hiệp phương sai  $C$



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

16

- Hiệp phương sai chỉ ra hướng mà quần thể nên tiến hóa

$$C = \begin{bmatrix} \text{orange} & \text{red} \\ \text{red} & \text{green} \end{bmatrix}$$

Covariance

Variance

$$\text{covar}(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})$$

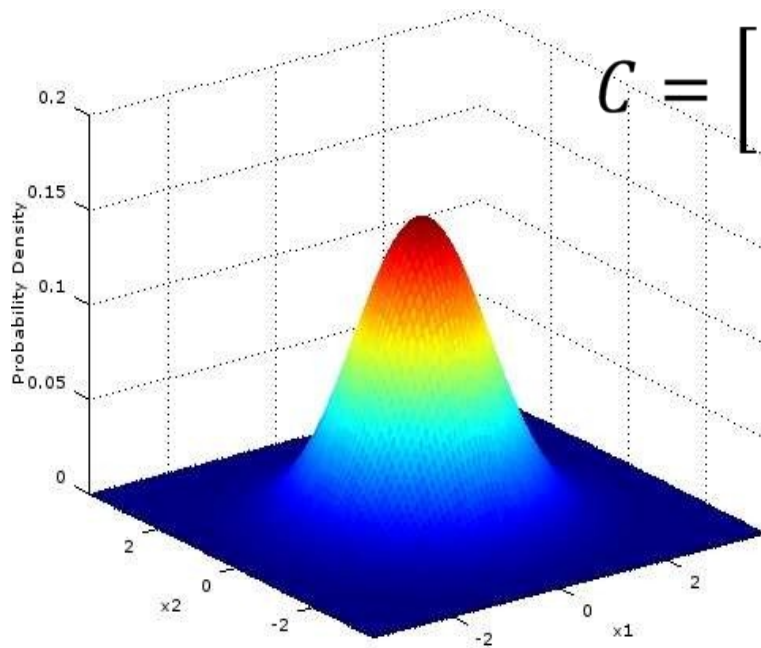
$$\text{var}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

$$\text{covar}(X, X) = \text{var}(X)$$

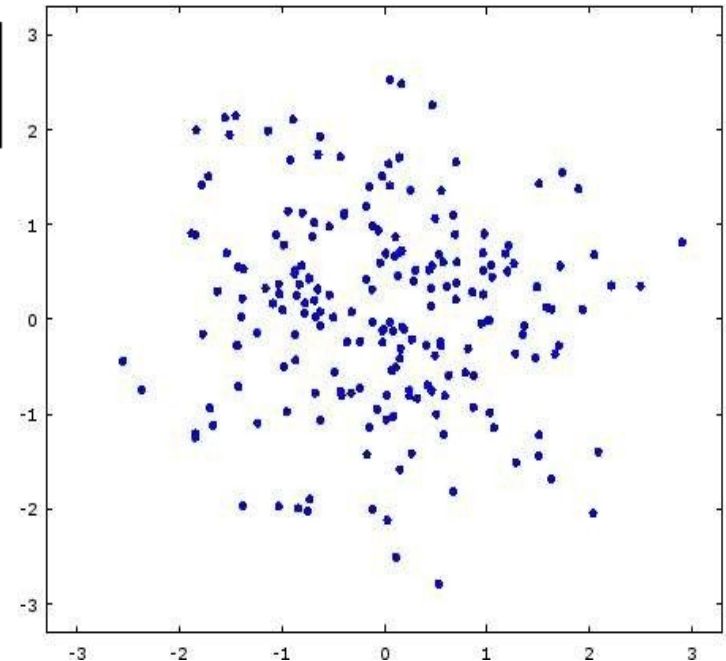


# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

17

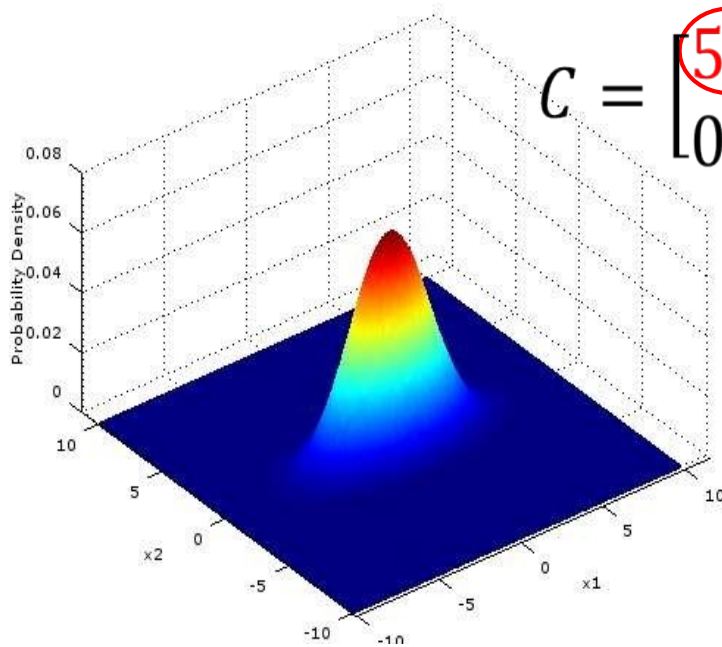


$$C = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

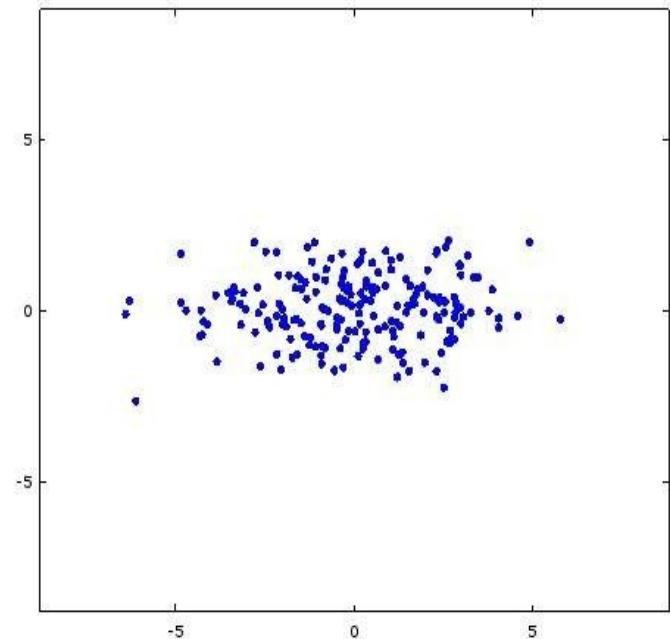


# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

18

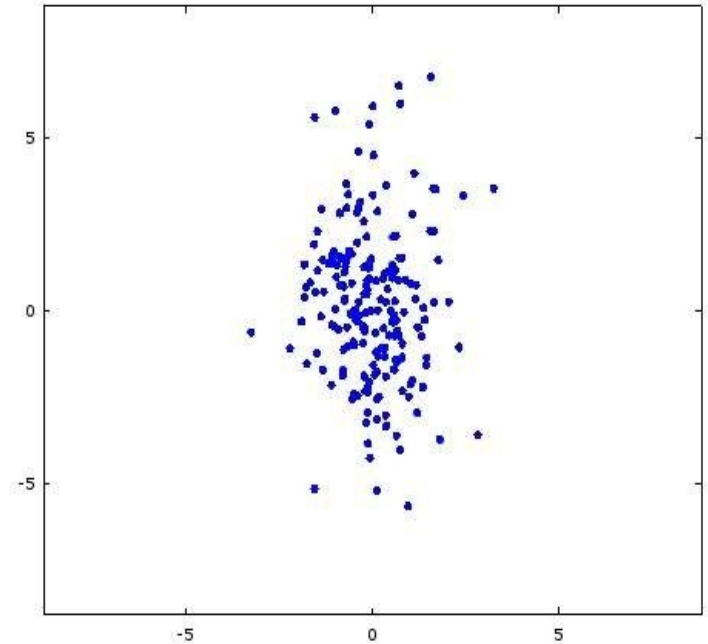
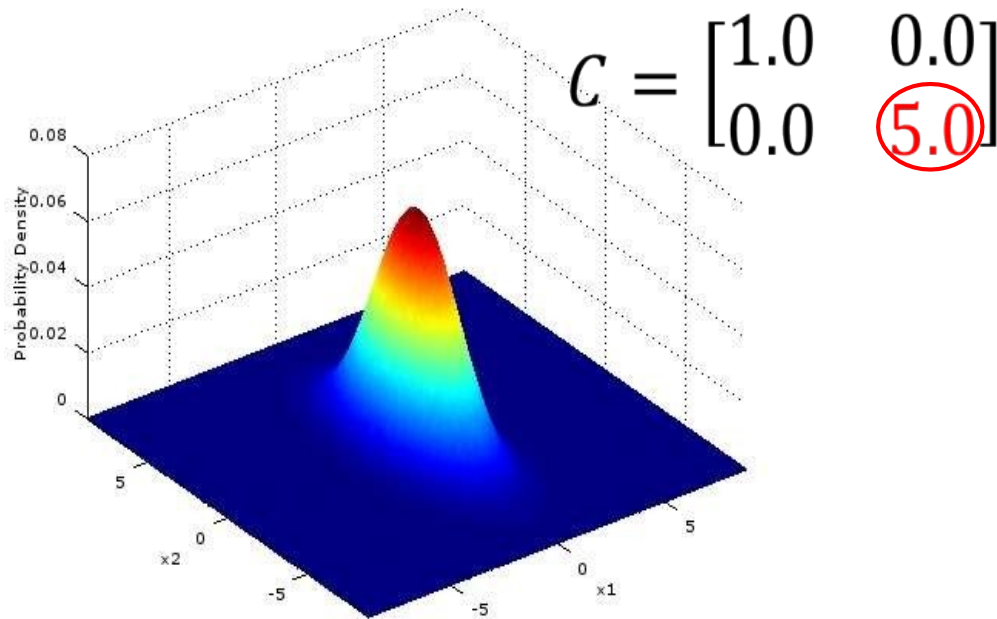


$$C = \begin{bmatrix} 5.0 & 0.0 \\ 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$



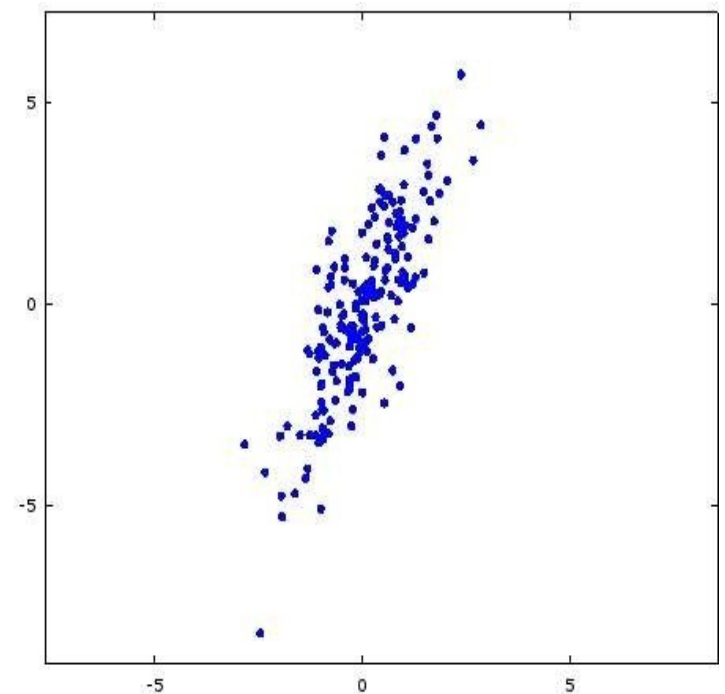
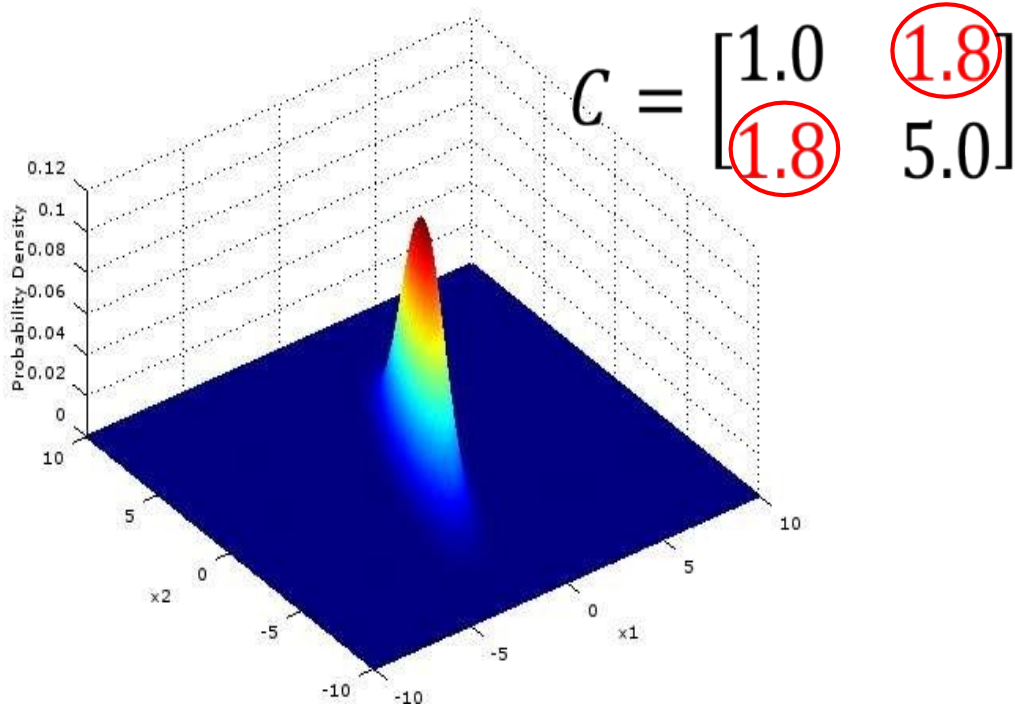
# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

19



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

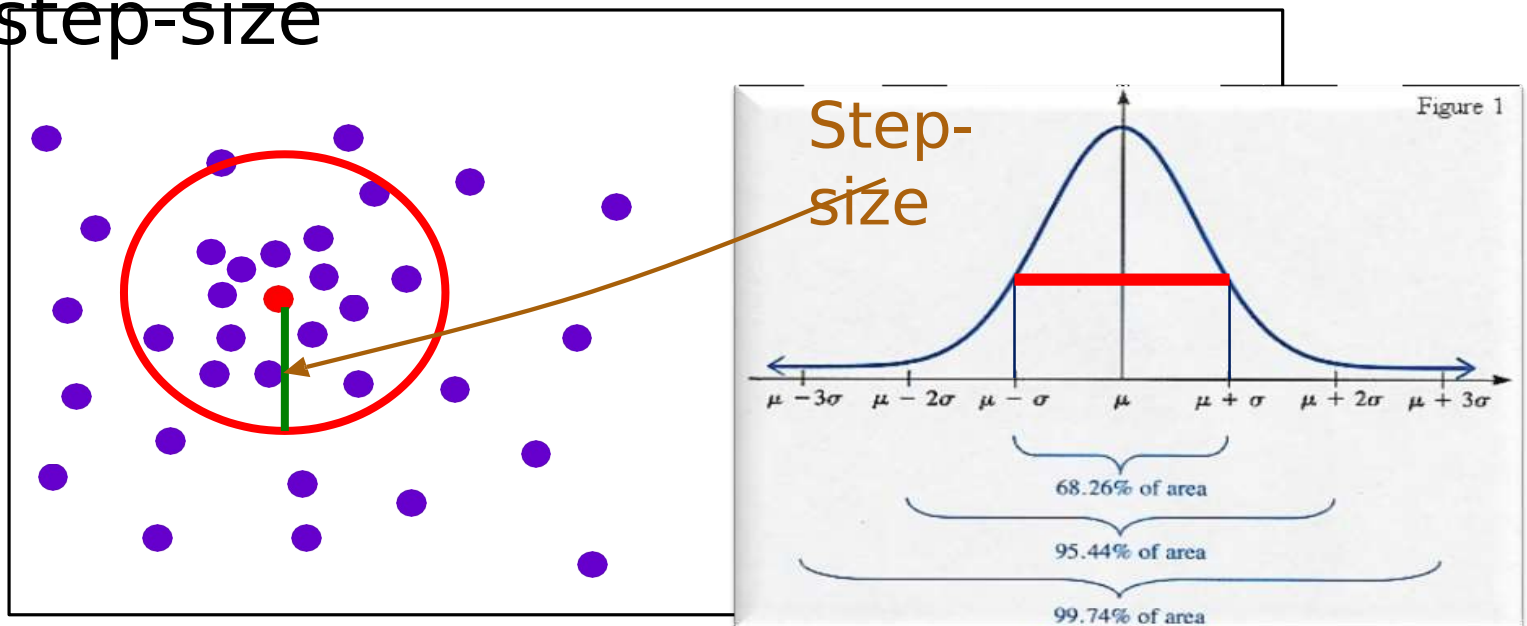
20



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

21

- Phân phối của các cá thể được xác định theo biểu thức
- điều khiển mức độ scale của phân phối, gọi là step-size



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

22

## ■ Các bước của CMA-ES:

- Bước 1: Khởi tạo:
  - Ma trận hiệp phương sai  $C = I$  (ma trận đơn vị)
  - $m$  : vector  $n \times 1$  chứa giá trị NST trung bình ban đầu của quần thể
  - $\sigma$  : Step size ( vector  $n \times 1$  chứa độ lệch chuẩn của các biến trong NST)
- Bước 2: Sinh ra cá thể con thông qua cơ chế đột biến vector trung bình

# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

23

- Bước 3: Đánh giá độ thích nghi các cá thể con vừa sinh ra
- Bước 4: Sắp xếp các cá thể con theo thứ tự giảm dần độ thích nghi:
- Bước 5: Update giá trị trung bình  $m$  của quần thể
  - Với  $i$  là cá thể tốt nhất đầu tiên trong quần thể con sau khi sắp xếp
  - $\sigma$  là vector hằng số (  $\sigma$  ): Hệ số đóng góp của các cá thể vào vector trung bình

# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

24

- Bước 6: Cập nhật đường tiến hóa step-size
  - Với : tốc độ phân hủy
  - C: ma trận hiệp phương sai
  - = với : Vector ngẫu nhiên để đột biến trung bình sinh ra cá thể i
- Bước 7: Cập nhật step-size

Với  $||X||$  là chuẩn Euclid của vector X:



# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

25

- Bước 8: Cập nhật đường tiến hóa của ma trận hiệp phương sai  $C$

Với : tốc độ phân hủy

- Bước 9: Cập nhật ma trận  $C$

\*

Với ,

# Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)

26

- Điểm mạnh của CMA-ES
  - Hội tụ nhanh sau một số lượng thế hệ nhỏ
  - Giải quyết được các bài toán số chiều cao, không gian tìm kiếm rộng lớn, hoặc có hàm mục tiêu không tính được đạo hàm
- Điểm yếu: Tốc độ tính toán, nhiều kiến thức toán học, lý thuyết

**Thanks for your attention**