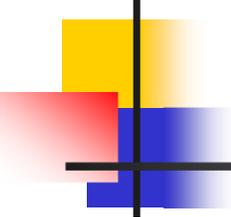


# Computação Evolutiva

---

Aula 11 – Estratégias Evolutivas  
(Parte III)

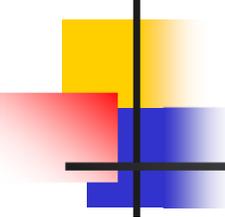
Prof. Paulo Salgado



# Roteiro

---

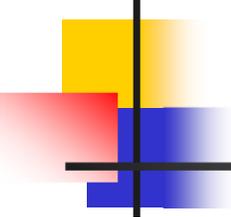
- Processo de Recombinação
- Seleção de Pais
- Seleção por sobrevivencia
- Problema da Auto-Adaptação
- Exemplos de aplicações



# Recombinação

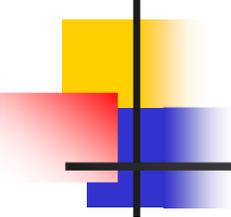
---

- Dois pais criam apenas um único filho por vez
- Atua por variável/posição, sendo
  - Recombinação intermediária: calcula os valores médios entre os pais (mais usada p/ parâmetros da EE)
  - Recombinação Discreta: seleciona aleatoriamente um valor de um dos pais (mais usada p/ variáveis objeto)
- Pode também atuar a partir de dois ou mais pais
  - Utilizando dois pais para gerar um filho, ou
  - Selecionando aleatoriamente dois pais para cada posição a ser criada no filho (recombinação global).
    - Dessa forma, o número exato de pais não pode ser definido.



# Nomes das Recombinações

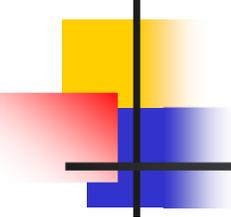
	Dois pais fixos	Dois pais para cada posição $i$
$z_i = (x_i + y_i)/2$	Ponto local intermediário	Ponto Global Intermediário
$z_i$ é $x_i$ ou $y_i$ escolha aleatória	Local Discreto	Global discreto



# Seleção de Pais

---

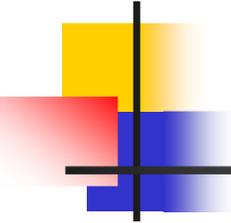
- Os pais são selecionados através de uma distribuição uniforme de probabilidade
- Desta forma:
  - A seleção de pais em uma EE é não enviesado
  - Todo o indivíduo tem a mesma probabilidade de ser selecionado



# Seleção de Sobreviventes

---

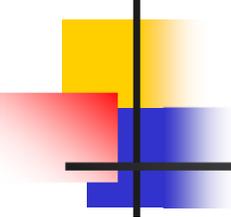
- É aplicado após a criação de  $\lambda$  filhos a partir de  $\mu$  pais através de mutação e recombinação
- De forma determinística cria um rank e filtra os “maus membros”:
  - ✓ Escolhe os melhores  $\mu$  filhos
  - ✓ Frequentemente  $\lambda \gg \mu$
- A base da seleção pode ser:
  - Unicamente sob o conjunto de filhos: seleção  $(\mu, \lambda)$ ;  
ou
  - Sob o conjunto de pais e filhos: seleção  $(\mu + \lambda)$ .



# Seleção de Sobreviventes

---

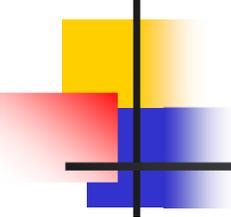
- A seleção  $(\mu + \lambda)$  é uma estratégia elitista
- A seleção  $(\mu, \lambda)$  pode “esquecer” indivíduos antigos
- Frequentemente a seleção  $(\mu, \lambda)$  é preferida por que:
  - É melhor em deixar ótimos locais, já que descarta todos os pais;
  - Melhor para seguir ótimos móveis porque não preserva soluções antigas;
  - O uso da estratégia  $+$  pode fazer sobreviver indivíduos com parâmetros ruins, mas com variáveis objetos boas.
- A pressão de seleção no ES é muito alta (geralmente,  $\lambda \approx 7 \cdot \mu$ ).



# Auto-Adaptação

---

- Foi provado para problemas simples que o EE com auto-adaptação supera um EE sem adaptação, isto é, o passo de mutação diminui ao longo do tempo:
  - No início do processo de busca a exploração é elevada para localizar regiões promissoras enquanto que, mais tarde, as mutações menores são necessárias para produzir ajuste fino (efeito de exploração).
  - No contexto de mudança de paisagens de fitness, o passo de mutação deve ser aumentado sempre que ocorrer mudanças na paisagem.

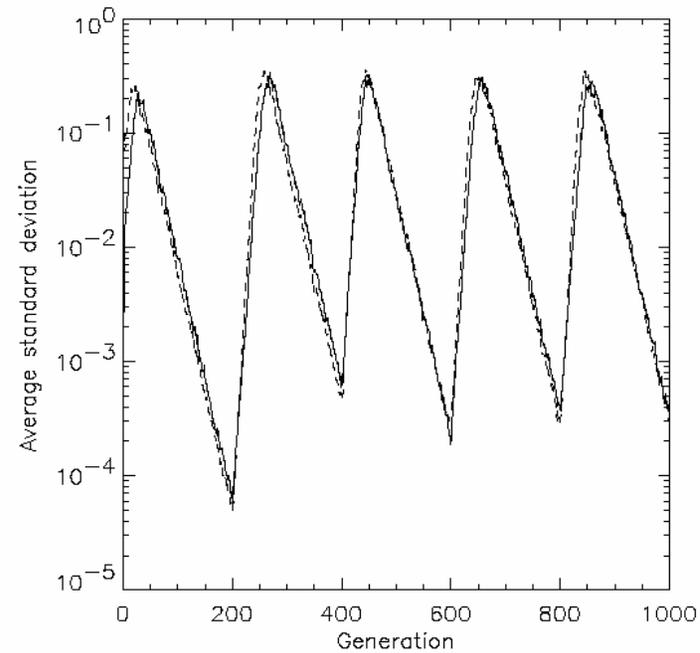
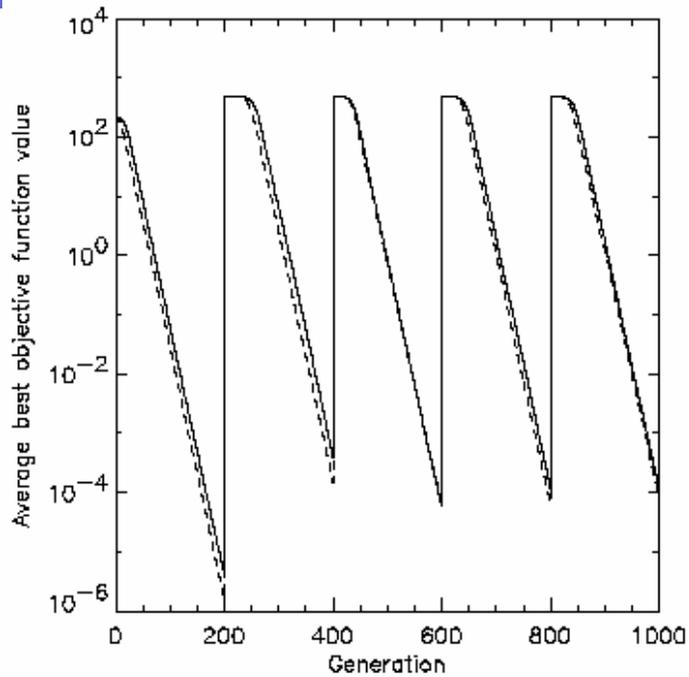


# Ilustração de Auto-Adaptação

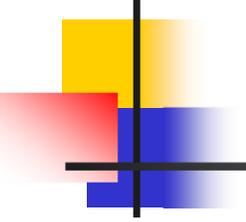
---

- Dado um ambiente onde o cenário de fitness é alterado dinamicamente (ex.: pontos ótimos são deslocados a cada 200 gerações)
- EE de Auto-Adaptação é hábil para:
  - Seguir os ótimos
  - Ajustar os passos de mutação após todo deslocamento

# Ilustração de Auto-Adaptação



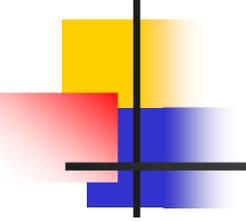
Alterações nos valores do Fitness (esquerda) e tamanho do passo da mutação (direita)



# Pré-requisitos para a Auto-Adaptação

---

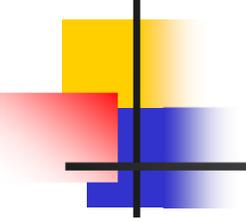
- $\mu > 1$  para diferentes estratégias
- $\lambda > \mu$  para gerar excesso de prole
- Pressão de seleção não é tao forte, e.g.  $\lambda \approx 7 \cdot \mu$
- Uso da seleção ( $\mu, \lambda$ ) para se livrar do erro de adaptação em  $\sigma$
- Estratégia de mistura de parâmetros por recombinação intermediária



# Exemplo: O experimento do conhaque de cereja

---

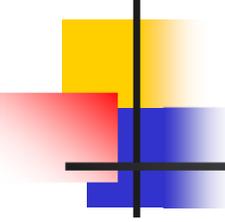
- Tarefa: produzir uma mistura colorida da mesma cor do conhaque de cereja
- Ingredientes: água + corantes vermelho, amarelo e azul  
Representação:  $\langle w, r, y, b \rangle$
- Valores escalados para um predefinido volume (30 ml)
- Mutação: Baixos/Médios/Altos valores de  $\sigma$  usados com igual chances
- Seleção: Estratégia (1,8)



# Exemplo: O experimento do conhaque de cereja

---

- Fitness: Realização de mistura e comparação com a cor real
- Critério de parada: cor alcançada ser satisfatória
- Solução é encontrada na maioria das vezes dentro de 20 gerações
- Precisão é muito boa!



# Exemplo: A Função de Ackley

---

- A função de Ackley (com  $n=30$ )

$$f(x) = -20 \cdot \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$$

- Estratégia Evolutiva:
  - Representação:
    - $-30 < x_i < 30$
    - 30 diferentes tamanhos de passo
  - Seleção (30,200)
  - Término: após 200000 gerações
  - Resultados: Média das melhores soluções é  $7.48 \cdot 10^{-8}$