

Inteligência Artificial Ciência da Computação

Prof. Aline Paes / alinepaes@ic.uff.br

Algoritmos Genéticos RN 4.1



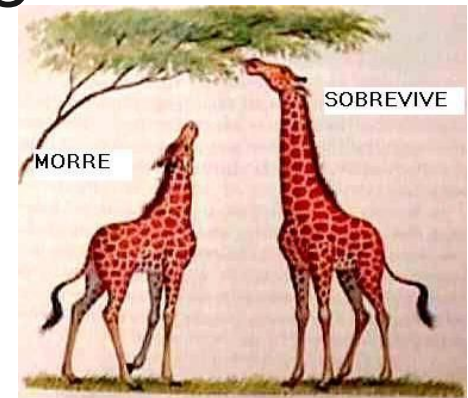
Universidade Federal Fluminense



Algoritmos genéticos

- Vê otimização como uma analogia à teoria da evolução

- simulação de **seleção natural**
- estados são **indivíduos** em uma população
- pontuação é uma função de **fitness**
- indivíduos com menor fitness são **deixados de fora para morrer**
- indivíduos com melhor fitness vão **reproduzir**



Problemas resolvidos por GAs

- Roteamento de veículos
- Bioinformática
- Code breaking
- Problemas de escalonamento
- Comportamento de robôs
- Projeto de carros
- Joke generations e criatividade computacional
- Estratégias de investimento
- the list goes on.....

Algoritmos genéticos - implementação

- indivíduos são **strings**

$X =$

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

- Analogia:
 - string é o **cromossomo** que representa o indivíduo
 - strings são feitas de **genes**
 - genes são **passados** para os **filhos**
 - configurações de genes que **contribuem** para um **fitness** alto tendem a **sobreviver** nas gerações

Algoritmos genéticos - indivíduos

- Exemplo: SAT

$$(P_1 \wedge P_2) \vee (P_1 \wedge \neg P_3) \vee (P_1 \wedge \neg P_4) \vee (\neg P_3 \wedge \neg P_4)$$

- Indivíduo

P1	P2	P3	P4
1	0	1	1

Algoritmos genéticos - indivíduos

- Indivíduos são **soluções** para o problema (completas ou parciais)
- Explora o espaço de soluções fazendo os indivíduos
 - **interagirem**
 - novos indivíduos são produzidos
 - **competirem**
 - indivíduos mais fracos são eliminados
- Depois de várias gerações, um **indivíduo forte** é encontrado (i.e., uma solução)

Algoritmos genéticos

- Inicia com uma população aleatória de P indivíduos e executa neles as operações
 - reprodução (crossover)
 - mutação

Algoritmos genéticos - reprodução

Pais

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	1	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Algoritmos genéticos - reprodução

Pais

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

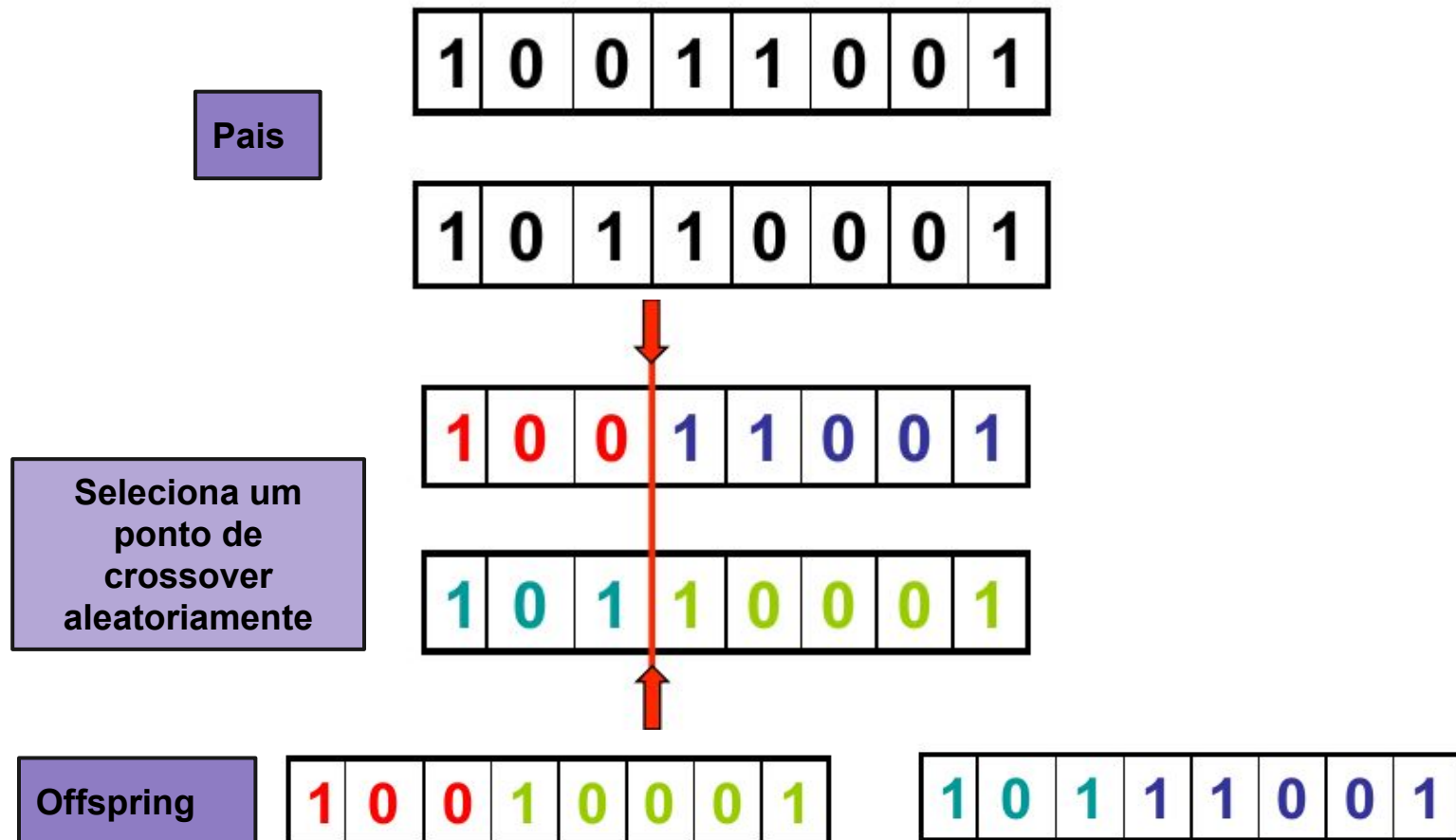
1	0	1	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um
ponto de
crossover
aleatoriamente

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	1	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Algoritmos genéticos - reprodução



Algoritmos genéticos: mutação

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	0	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	1	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um indivíduo da população
(aleatoriamente ou seguindo o fitness)

Algoritmos genéticos: mutação

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	0	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	1	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um indivíduo da população (aleatoriamente ou seguindo o fitness)

1	1	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um gene aleatoriamente

Algoritmos genéticos: mutação

1	0	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	0	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1	1	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um indivíduo da população (aleatoriamente ou seguindo o fitness)

1	1	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Seleciona um gene aleatoriamente

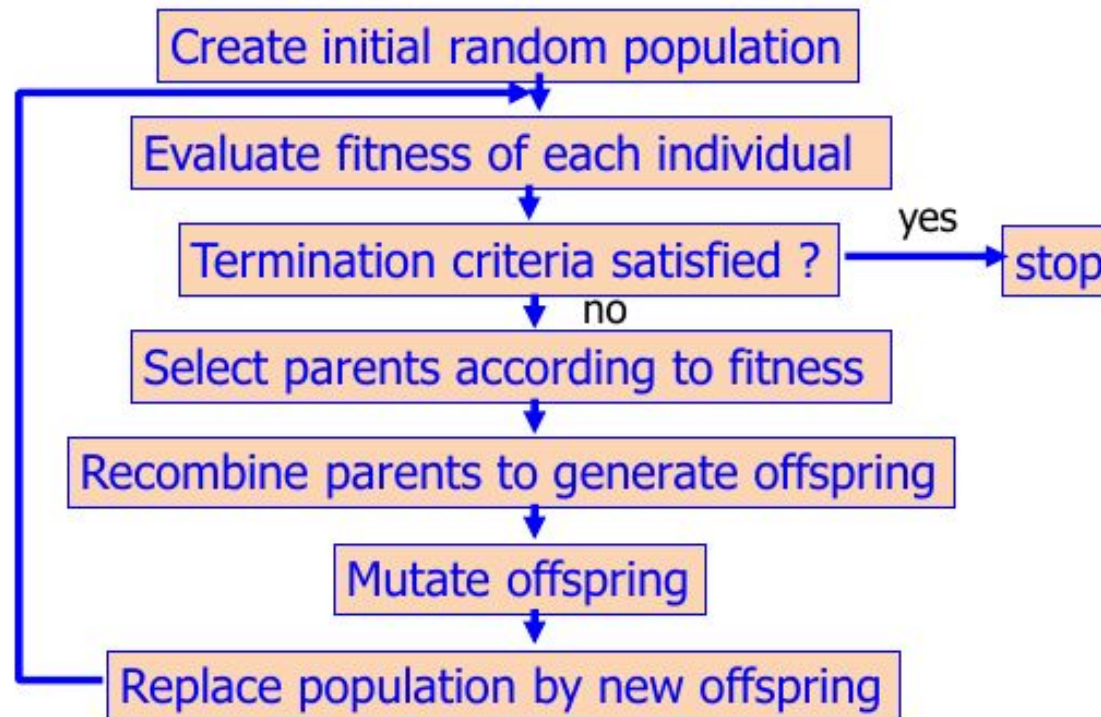
1	1	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Muda o gene escolhido

Avaliação

- Medida de fitness corresponde à **qualidade das soluções** individuais
 - problemas de classificação: $(\text{correct}(i))^2$
 - TSP: $\text{distance}(i)$
 - SAT: $\#\text{termosSatisfeitos}(i)$

Algoritmo genético



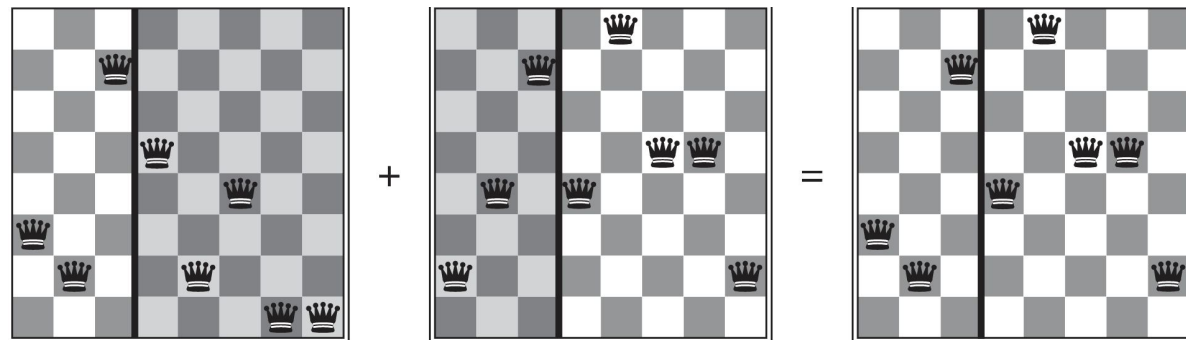
Algoritmo genético - versão básica

```
function Genetic-Algorithm(population, fitness-fn) returns um indivíduo

repeat
  new_population = conjunto vazio
  para i de 1 até tamanho(população) faça
    x = selecione um indivíduo na população de acordo com fitness-fn (um pai)
    y = selecione um indivíduo na população de acordo com fitness-fn (outro pai)
    child = reproduce(x,y)
    com uma probabilidade  $p$ 
      child = mutate(child)
    adicione child em new_population
  population = new_population
until algum indivíduo tenha um valor de fitness suficiente ou passou tempo suficiente
return melhor indivíduo em population

function reproduce(x,y) returns um indivíduo
  n = tamanho(x)
  c = número aleatório entre 1 e n
  return append(substring(x,1,c), substring(y, c+1, n))
```

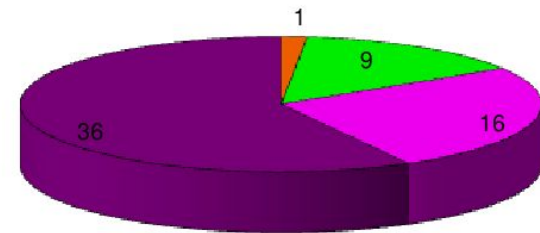

Exemplo



Seleção

- Método mais comum: roleta
- Cada indivíduo recebe um pedaço na roleta proporcional ao seu fitness

Indivíduo	Avaliação	Pedaço da roleta (%)
00001	1	1.61
00011	9	14.51
00100	16	25.81
00110	36	58.07
Total	62	100.00



■ "00001" ■ "00011" ■ "00100" ■ "00110"

População

- Deve ser **diversa** o suficiente
 - ou pode resultar em convergência prematura
- Como gerar uma população diversa o suficiente?
 - uniformemente aleatório - distribuição uniforme
 - grid - indivíduos em intervalos regulares
 - non-clustering - indivíduos distanciados
 - otimização local - técnica de busca local para encontrar população em um ótimo local

Seleção

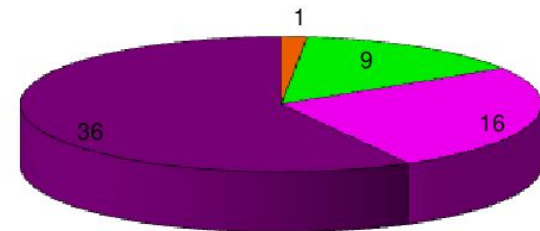
- Seleção depende da função da avaliação (**fitness**)
- Escolher que indivíduos **sobrevivem** e **reproduzem**
 - influencia na escolha de uma solução ótima
 - e também na convergência
- Natureza não elimina todos os genes "unfit"
 - podem se tornar recessivos por um longo período e então mutar para algo mais útil

Seleção

- Método mais comum: roleta
- Cada indivíduo recebe um pedaço na roleta proporcional ao seu fitness

Indivíduo	Avaliação	Pedaço da roleta (%)
00001	1	1.61
00011	9	14.51
00100	16	25.81
00110	36	58.07
Total	62	100.00

Gera-se um número aleatório:
27
Indivíduo selecionado: 00100



■ "00001" ■ "00011" ■ "00100" ■ "00110"

Aplicação dos operadores

- É possível aumentar ou diminuir a incidência de cada
 - mais controle sobre o desenvolvimento dos novos indivíduos
- A porcentagem de aplicação de cada operador não precisa ser fixa
 - Inicialmente: muita diversidade genética
 - Muita reprodução e pouca mutação
 - Depois de um grande número de gerações: pouca diversidade genética
 - Mais mutação e menos reprodução

Elitismo

- Os n melhores indivíduos de cada geração não devem "morrer" junto com a sua geração, mas sim passar para a próxima
- É uma forma de garantir que o algoritmo nunca regride.

Exercício

Considere a seguinte fórmula em lógica proposicional:

$$(\neg x \vee \neg z \vee y) \wedge (\neg y \vee z) \wedge (x \vee \neg z) \wedge (y) \wedge (\neg y \vee \neg x \vee \neg w \vee z)$$

Mostre pelo menos 4 iterações de um algoritmo genético para resolver um problema SAT, tendo a fórmula acima como base. Para tanto, você deve decidir como codificar os cromossomos e definir uma função de fitness para o problema. Sua população inicial deverá ter 4 indivíduos.

Exercício

Use um algoritmo genético para resolver o problema da mochila. Assuma que você tem uma mochila de capacidade C e um conjunto N de objetos na sua frente. Cada objeto i em N tem tamanho s_i e valor v_i . Uma solução é um conjunto $M \subseteq N$ tal que $\sum(s_i) \leq C$, para $i \in M$ e que $\sum(v_i)$, $i \in M$ é maximizado. Crie uma população inicial de 4 indivíduos e execute ao menos 5 gerações do algoritmo genético.

Exercício

Use um algoritmo genético para coletar os 6 itens com o menor custo total possível em um mapa representado pelo grafo abaixo. Decida como os indivíduos serão codificados e gere uma população inicial de 5 indivíduos. Execute pelo menos 5 iterações do algoritmo genético básico.

