# SICO7A SISTEMAS INTELIGENTES 1

Aula 03 H - Algoritmos Genéticos

Prof. Rafael G. Mantovani



#### Roteiro

- 1 Introdução
- Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- **5** Exercícios
- 6 Referências

#### Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- **5** Exercícios
- 6 Referências

IA Simbólica





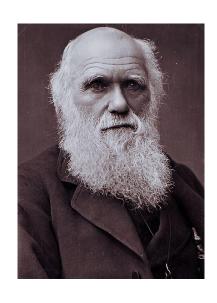
IA Conexionista

IA Evolutiva

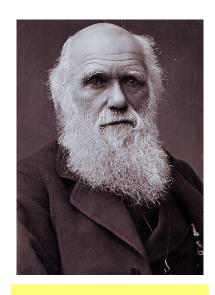




IA Distribuída



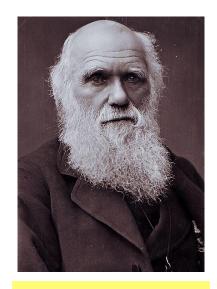




**Charles Darwin** 



**Gregor Mendel** 



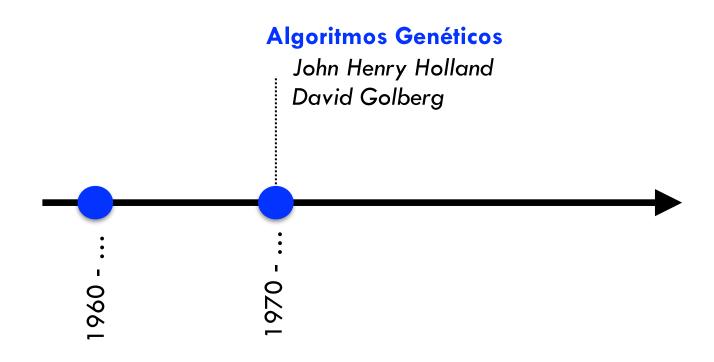
**Charles Darwin** 

1859: Teoria da Seleção Natural

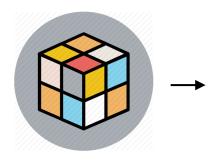


**Gregor Mendel** 

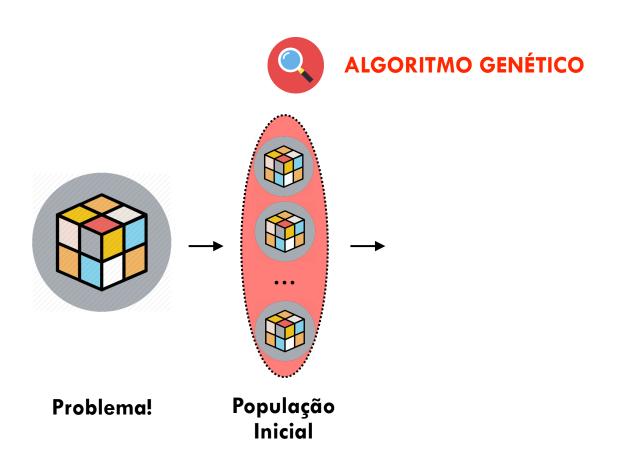
1865: Genética

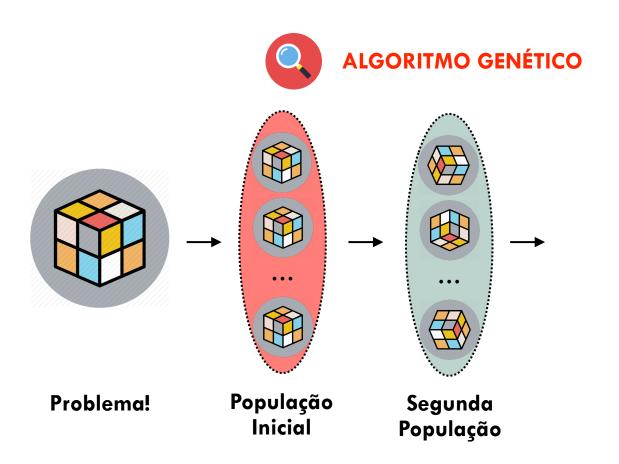


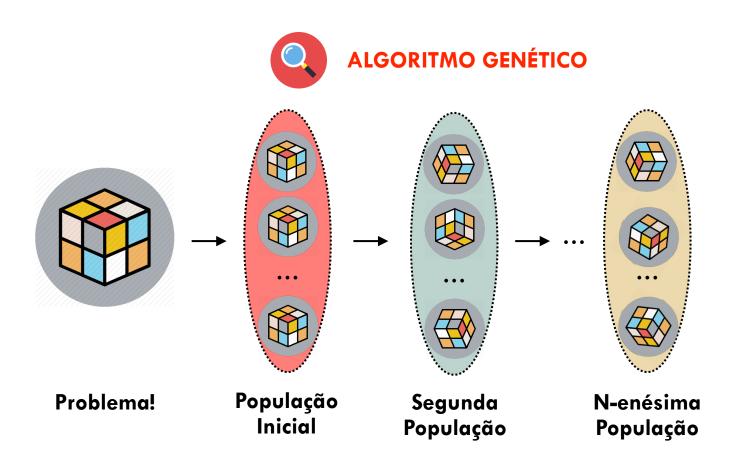


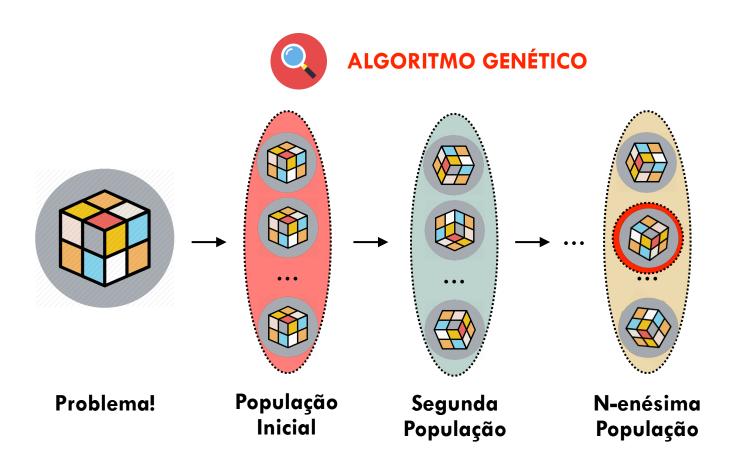


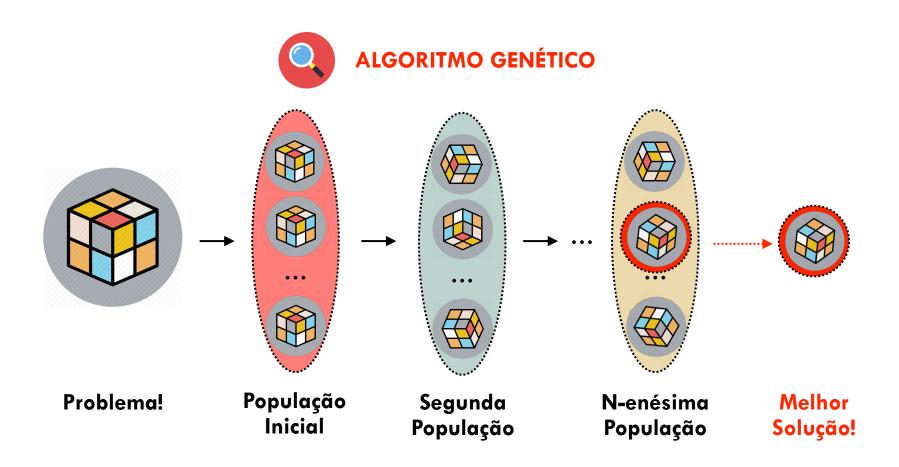
**Problema!** 













#### Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Exercícios
- 5 Referências

**Método populacional:** possuem uma amostra de soluções candidatas ao invés de uma única solução.

**Método populacional:** possuem uma amostra de soluções candidatas ao invés de uma única solução.

Cada solução está envolvida com processos de ajuste e avaliação

**Método populacional:** possuem uma amostra de soluções candidatas ao invés de uma única solução.

- Cada solução está envolvida com processos de ajuste e avaliação
- Soluções candidatas afetam como as outras soluções candidatas vão se adaptar

**Método populacional:** possuem uma amostra de soluções candidatas ao invés de uma única solução.

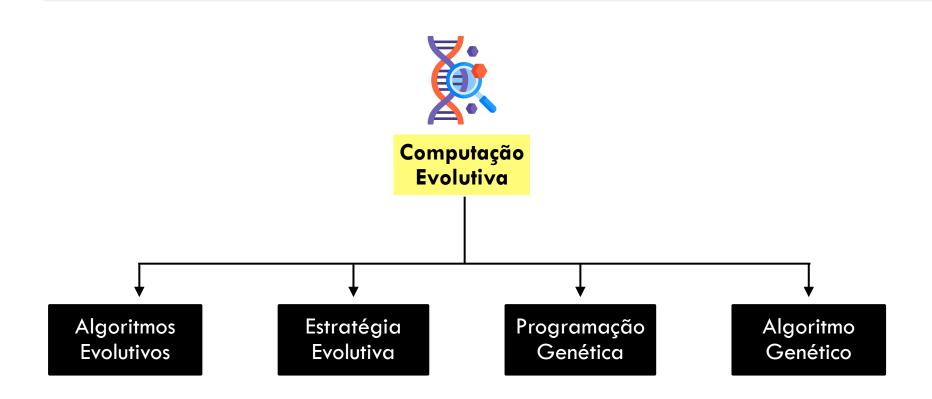
- Cada solução está envolvida com processos de ajuste e avaliação
- Soluções candidatas afetam como as outras soluções candidatas vão se adaptar
- Inspiração na biologia

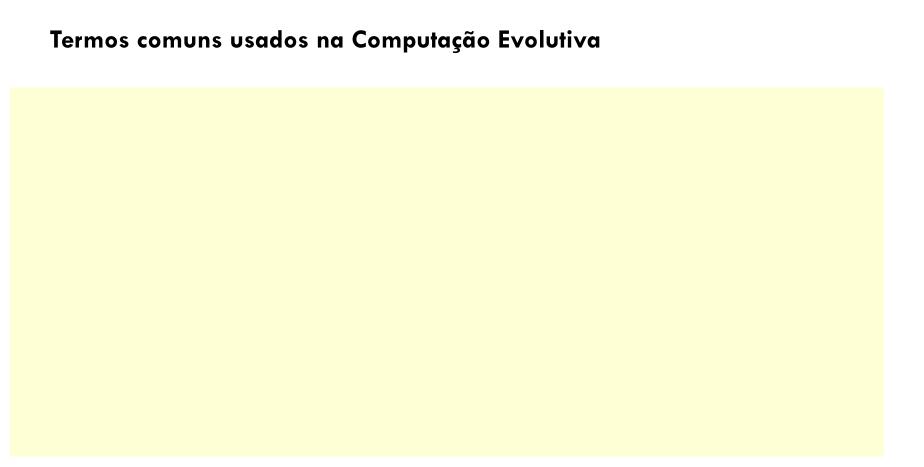
**Método populacional:** possuem uma amostra de soluções candidatas ao invés de uma única solução.

- Cada solução está envolvida com processos de ajuste e avaliação
- Soluções candidatas afetam **como** as outras soluções candidatas vão se adaptar
- Inspiração na biologia

Computação Evolutiva!







#### Termos comuns usados na Computação Evolutiva

Indivíduo: uma solução candidata

Filho/Pai: um filho é uma cópia ajustada de uma solução candidata (seu pai)

População: um conjunto de soluções candidatas (indivíduos)

Fitness: qualidade

Superfície de Fitness: função de qualidade

Avaliação: computar o fitness (qualidade) de um indivíduo

Seleção: escolher alguns indivíduos baseados no fitness

Mutação: ajuste planejado. Funciona como uma reprodução "assexuada"

**Crossover**: ajuste especial que manipula dois **pais**, mistura seus conteúdos, e produz novos **filhos**. Funciona como uma reprodução "sexuada"

#### Termos comuns usados na Computação Evolutiva

Reprodução: produz um ou mais filhos a partir de uma população de pais através de um processo iterativo de seleção e ajuste (tipicamente mutação)

Genótipo/Genoma: a estrutura de dados de um indivíduo, usada durante a reprodução

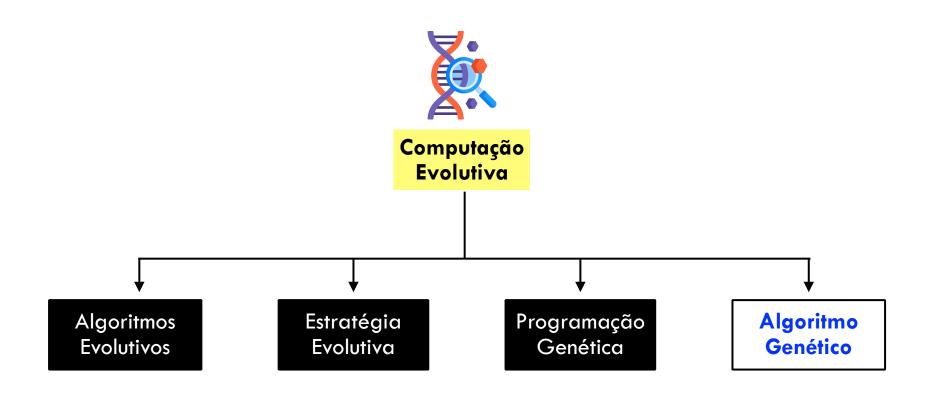
Cromossomo: um genótipo na forma de um vetor de tamanho fixo

Gene: uma posição do cromossomo

Alelo: uma configuração específica de um gene

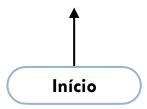
Fenótipo: como os indivíduos operam durante a avaliação de fitness

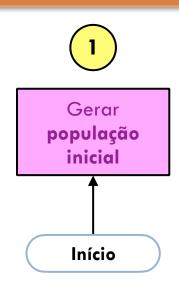
Geração: um ciclo de avaliação de fitness, reprodução e recombinação de população, a população produzida em cada ciclo

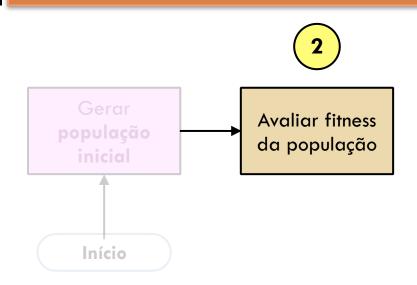


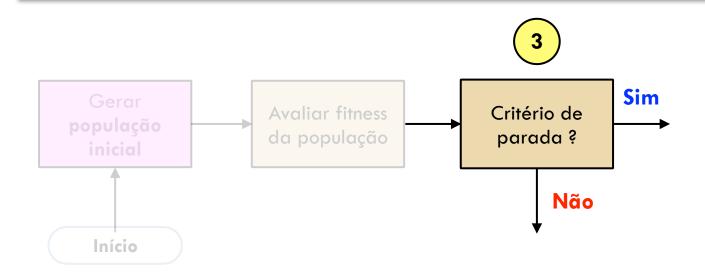
#### Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- **5** Exercícios
- 6 Referências

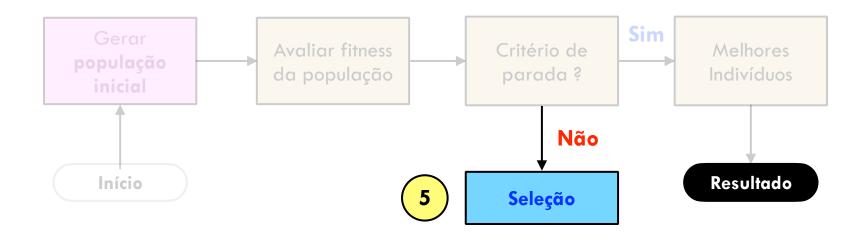


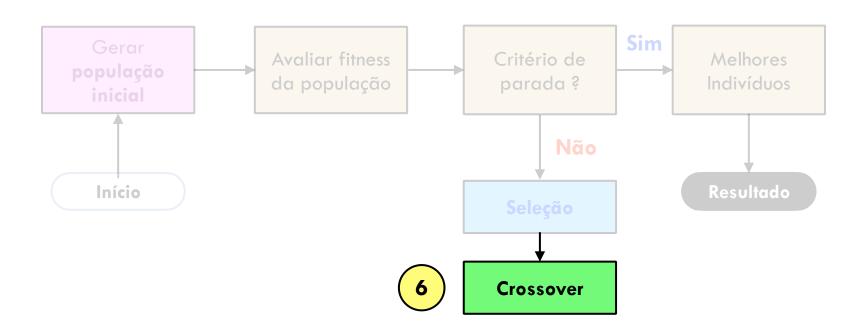


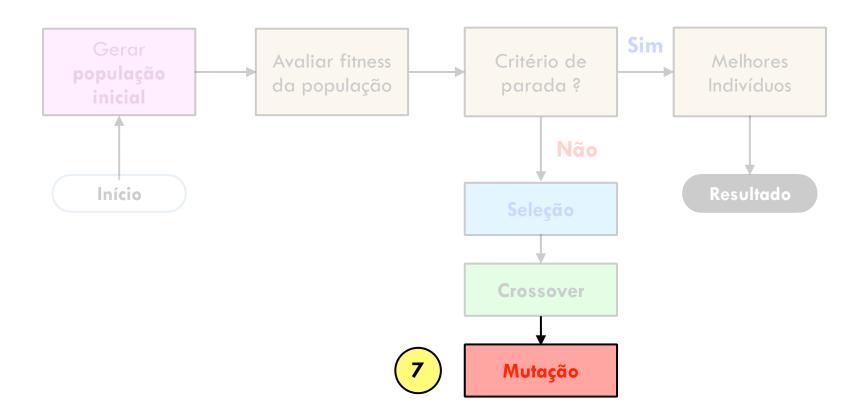


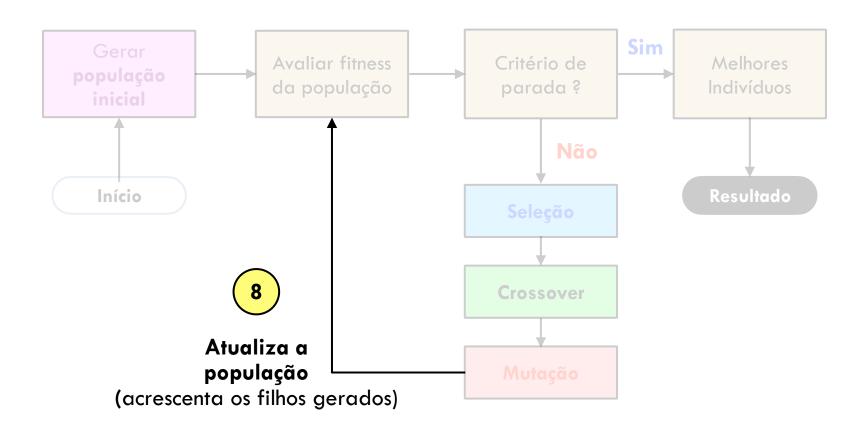


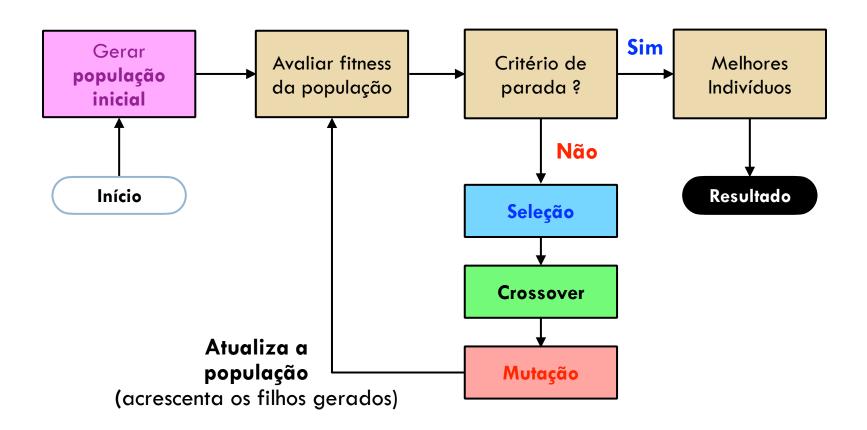












#### Pseudocódigo:

#### Algoritmo Genético (AG):

```
1.
        popsize ← tamanho desejado de população
 2.
        P \leftarrow \{ \}
 3.
        Para popsize vezes Faça
            P \leftarrow P \cup \{\text{novo indivíduo aleatório}\}\
 4.
 5.
        Melhor \leftarrow \emptyset
        Repita
 6.
            Para cada indivíduo Pi \in P Faça
 7.
 8.
              AvaliaFitness(Pi)
              Se Melhor = \emptyset ou Fitness(Pi) > Fitness (Melhor) Então
              Melhor ←Pi
10.
11.
             Q ←{}
```

#### Pseudocódigo:

#### Algoritmo Genético (AG):

```
Para (popsize/2) vezes Faça
12.
13.
             Pai Pa ← SelecionaComSubstituição(P)
14.
             Pai Pb ← SelecionaComSubstituição(P)
            Filhos Ca, Cb ← Crossover( Cópia (Pa), Cópia (Pb) )
15.
            Q \leftarrow Q \cup \{Mutate (Ca), Mutate (Cb)\}
16.
          P \leftarrow Q
17.
18.
      Até Melhor é a solução ideal ou critério de parada foi satisfeito
      Retorne Melhor
19.
```

Questões importantes para o bom funcionamento de um AG:

- Como definir a representação do indivíduo ?
- Qual estratégia de seleção usar?
- Quais operadores de busca (crossover e mutação) usar?

Questões importantes para o bom funcionamento de um AG:

- Como definir a representação do indivíduo ?
- Qual estratégia de seleção usar?
- Quais operadores de busca (crossover e mutação) usar?

#### Roteiro

- 1 Introdução
- Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- 5 Exercícios
- 6 Referências

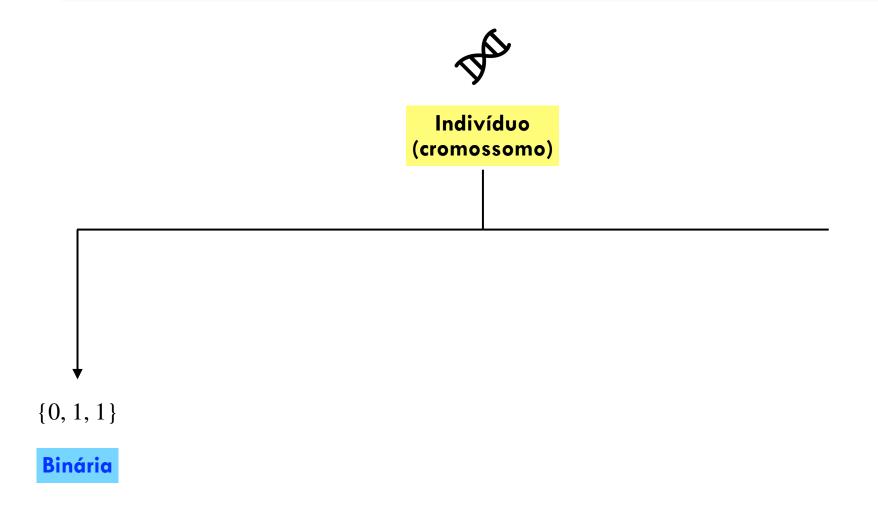
- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de Seleção.
- Operador de **Crossover** (Reprodução)
- Operador de Mutação

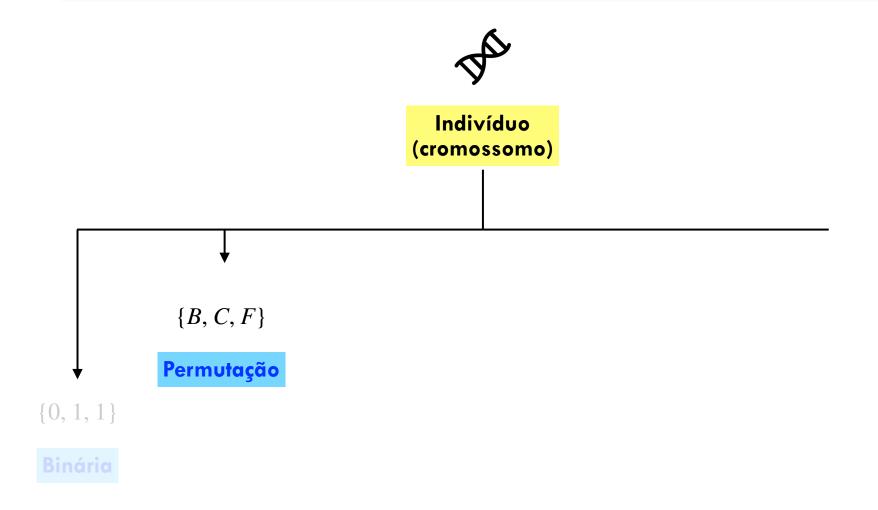
- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de Crossover (Reprodução)

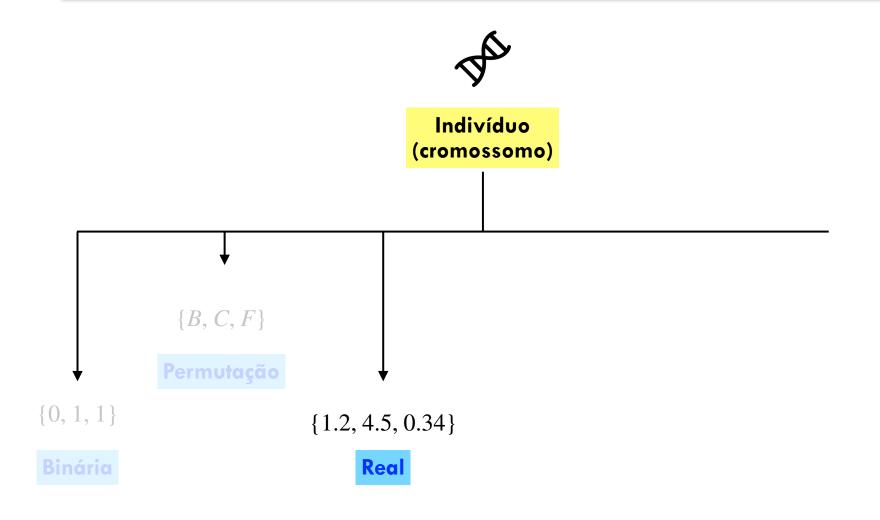
<< Dependência >>

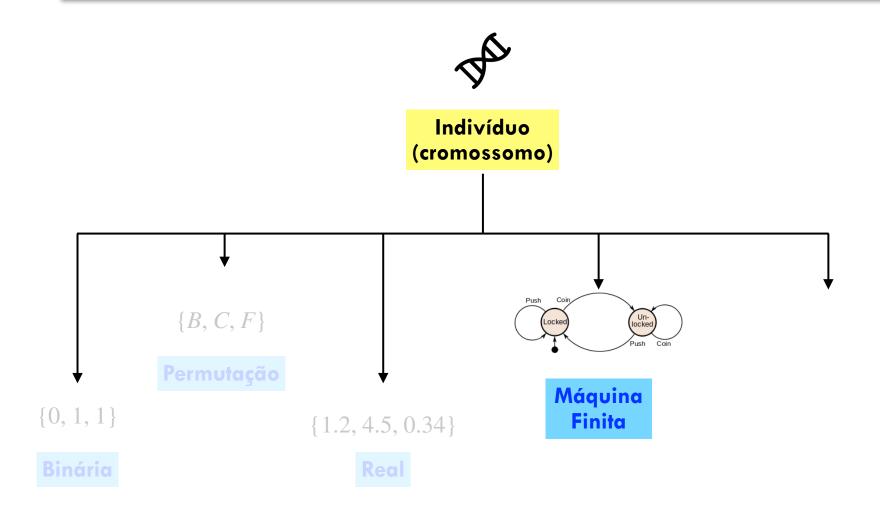
- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de **Seleção**.
- Operador de **Crossover** (Reprodução
- Operador de Mutação

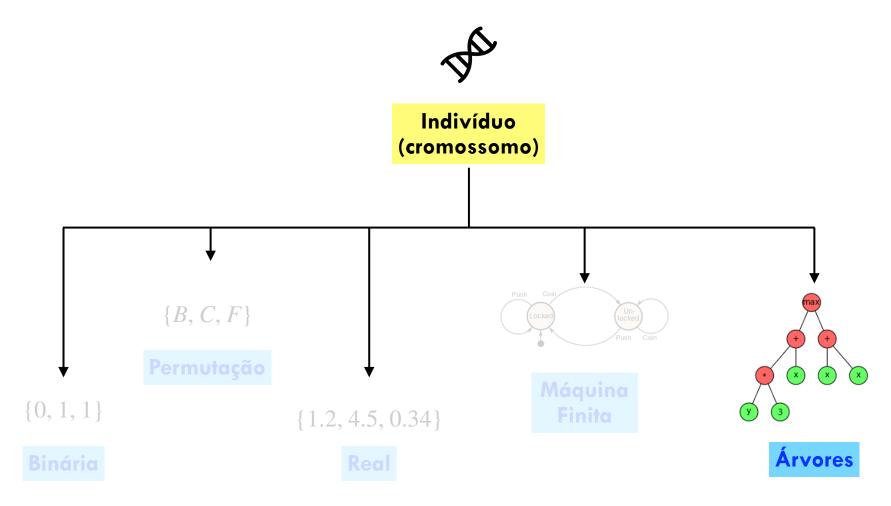
**Indivíduo (cromossomo)** pode ser representado por um conjunto de parâmetros (**genes**)

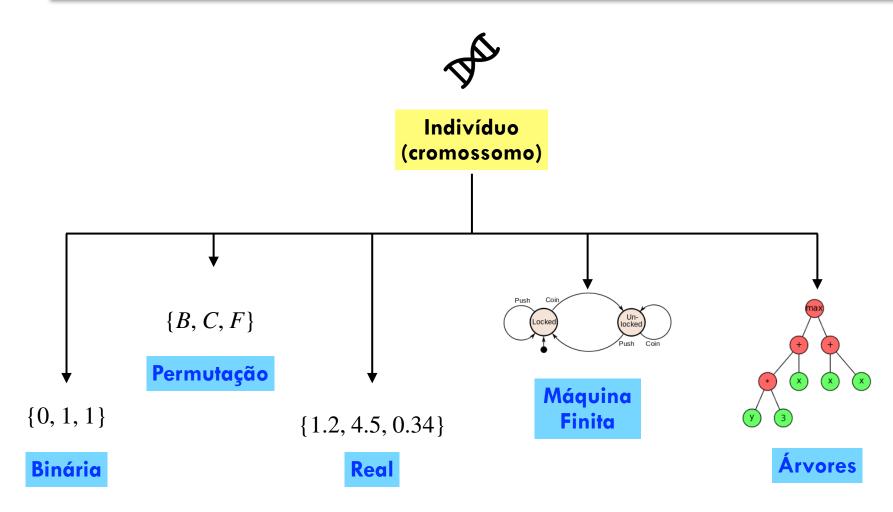












**Indivíduo (cromossomo)** pode ser representado por um conjunto de parâmetros (**genes**)

- codificação binária: cada cromossomo é um conjunto de bits
- codificação por permutação: cada cromossomo é um arranjo ordenado de elementos. A ordem dos elementos importa e restrições podem ser aplicadas
- codificação real: cada cromossomo é composto por um conjunto de atributos reais
- codificação por máquinas de estados finitos: representa uma sequência de instruções a ser executadas, cada qual dependendo de uma estado atual da máquina e do estímulo atual. Usadas para tomada de decisão
- codificação por árvores: são geralmente empregadas para evoluir programas

# Codificação Binária

1	0	0
1 0 1	1 1 0 1	0 1 1 0 1
1 0	1 1 0	0 1 1 0
1	1 1	0 1 1
	1	0 1

## Codificação Binária



- Amplamente utilizada na representação do cromossomo mesmo quando as variáveis do problema são inteiras ou reais
- 📉 X pode ser codificado usando-se cadeiras binárias de comprimento L
- Em diversas aplicações práticas acaba tendo desempenho ruim

# Codificação Permutação

A G F D E C B H

# Codificação Permutação

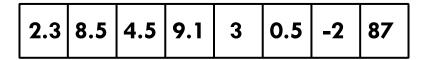


- Útil para problemas de ordenação
- Carecem de correções para manter indivíduos válidos
- Exemplo: Travelling Salesman Problem TSP

# Codificação Real

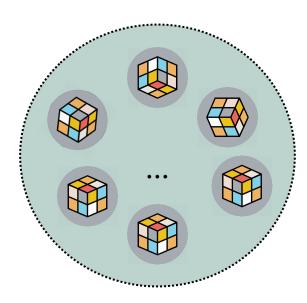
2.3 8.5 4.5 9.1 3 0.5 -2 87	2.3	8.5	4.5	9.1	3	0.5	-2	87
-----------------------------	-----	-----	-----	-----	---	-----	----	----

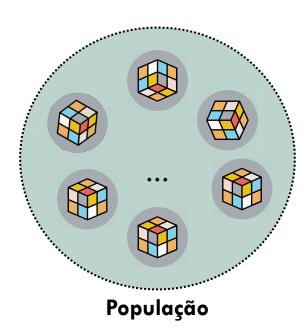
# Codificação Real

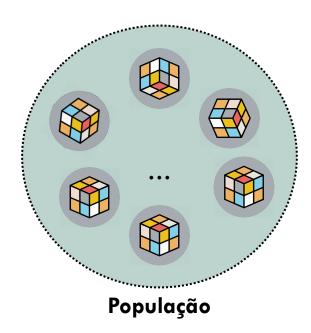


- Alternativa à codificação binária
- Representação natural para otimização de problemas com domínios contínuos
- Cada elemento do vetor corresponde a uma variável de decisão do problema
- Exemplo: Ajuste de Hiperparâmetros de algoritmos de AM

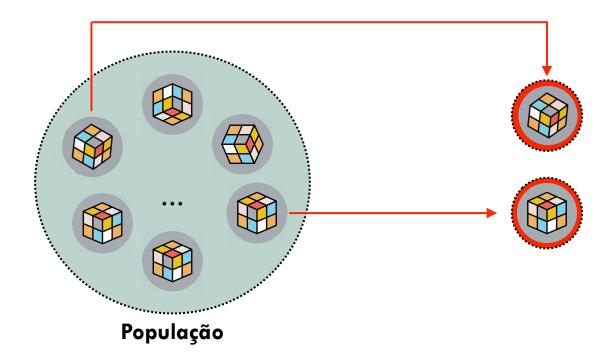
- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de Seleção.
- Operador de **Crossover** (Reprodução)
- Operador de Mutação



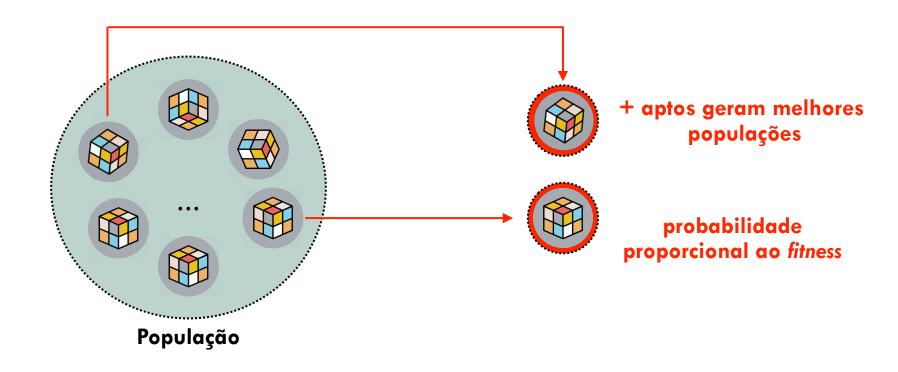




Selecionar um indivíduo (ou par de indivíduos) para a geração de descendentes.



Selecionar um indivíduo (ou par de indivíduos) para a geração de descendentes.



Selecionar um indivíduo (ou par de indivíduos) para a geração de descendentes.









Roleta

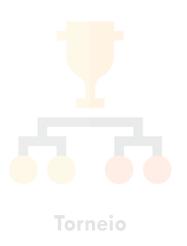




Roleta



- Permite ajustar a pressão seletiva
- Seleciona-se N indivíduos, com N torneios envolvendo q indivíduos por vez (amostra aleatória com reposição)
- Vence o torneio o indivíduo de maior fitness
  - $q = 2 \rightarrow torneio binário$
  - q grande → forte pressão seletiva
  - q pequeno → fraca pressão seletiva



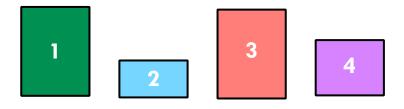


Roleta

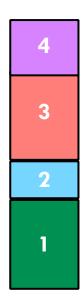


Roleta

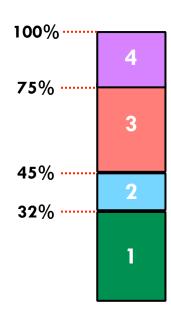
- Ordena-se as aptidões (fitness) dos indivíduos da população
- Calcula-se as aptidões acumuladas
- Gera-se um número aleatório
- O indivíduo selecionado é o primeiro com a aptidão acumulada maior que o número aleatório gerado
- Quanto maior o fitness, maior a probabilidade de um indivíduo ser selecionado

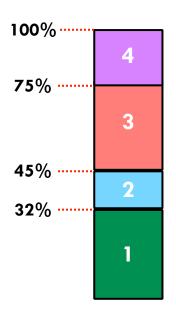


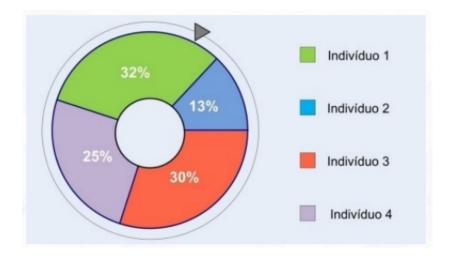
Diferentes indivíduos (diferentes fitness)

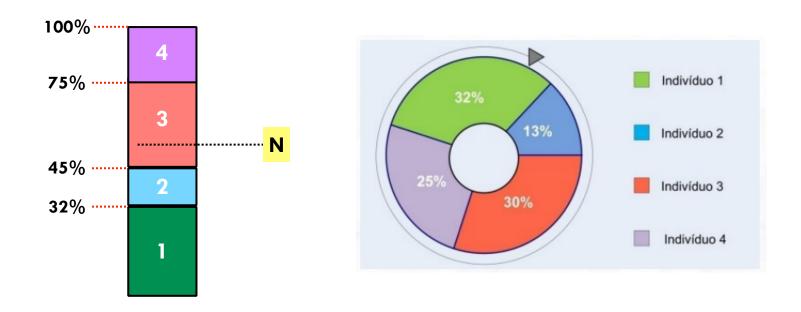


Soma os fitness dos indivíduos e normaliza

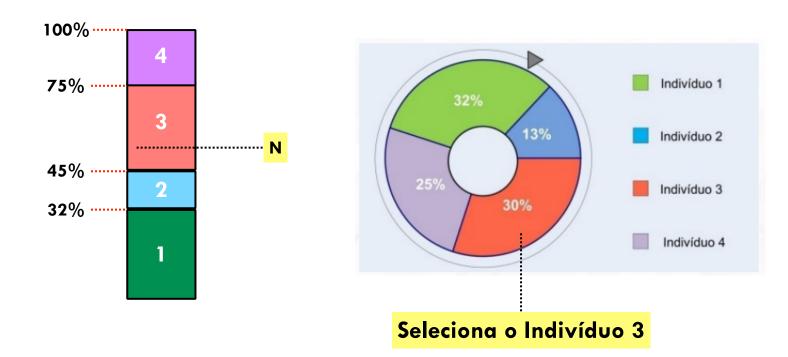








Gera um número aleatório (N)

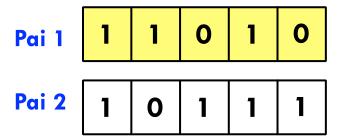


- **Seleção bi-classista:** são escolhidos os b% melhores e os w% piores indivíduos da população. O restante é selecionado aleatoriamente, com ou sem reposição.
- **Elitismo:** caso particular da seleção bi-classista, na qual um ou mais dos melhores indivíduos da população é sempre mantido, e nenhum dos piores indivíduos é selecionado. Ou seja, b  $\neq 0$ , e w = 0

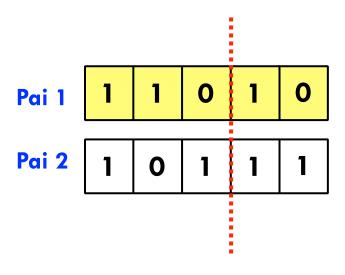
## Operadores

- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de Seleção.
- Operador de Crossover (Reprodução)
- Operador de Mutação

**Binário**: de 1 ponto

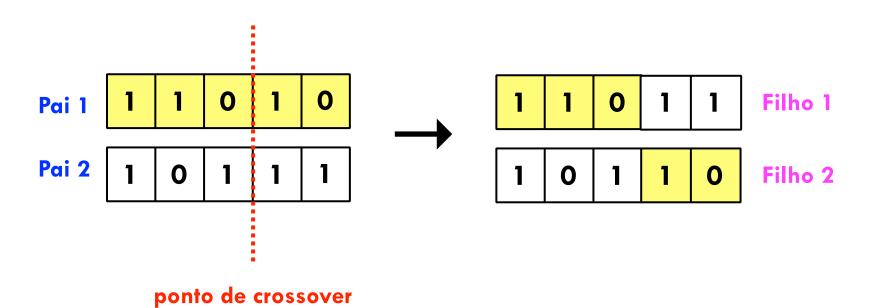


**Binário**: de 1 ponto

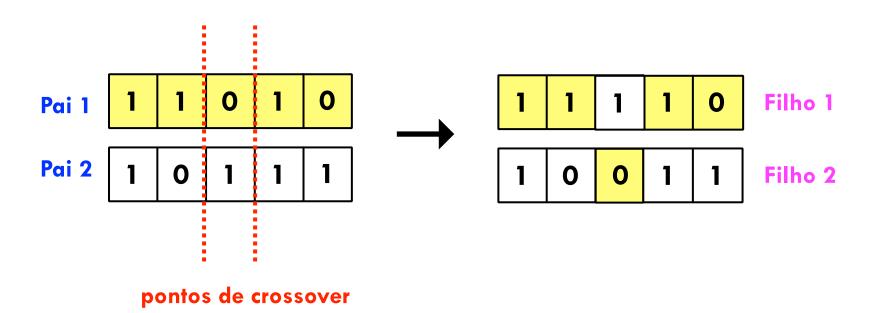


ponto de crossover

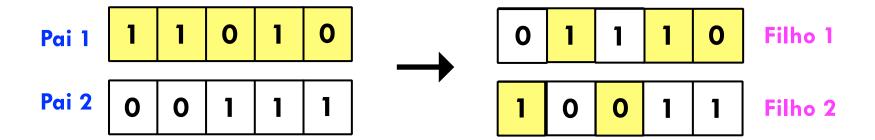
**Binário**: de 1 ponto



**Binário:** de 2 pontos



**Binário:** uniforme - cada gene do filho tem uma probabilidade de ser herdado do pai 1 ou pai 2



#### Valores reais:

- Seja Xi o atributo i do vetor X a sofrer modificação, e A e B os índices dos pais
- por média:  $Xi = (X_Ai + X_Bi) / 2$
- uniforme: X<sub>A</sub>i ou X<sub>B</sub>i
- combinação linear: X`1 = aX1 + (1-a) X2X`2 = (1-a)X1 + X2

#### Valores reais:

- Seja Xi o atributo i do vetor X a sofrer modificação, e A e B os índices dos pais
- por média:  $Xi = (X_Ai + X_Bi) / 2$
- uniforme: XAi ou XBi
- combinação linear: X`1 = aX1 + (1-a) X2X`2 = (1-a)X1 + X2

Combinação linear é usada para problemas com restrições. Gera filhos dentro do espaço de busca.

Permutação: OX

```
Pai 1 AB | CDEF | GHI
```

Pai 2 FH | DABC | IGE

Permutação: OX

A porção central é transferida para os filhos

Permutação: OX

- A porção central é transferida para os filhos
- A partir do segundo corte, o método faz uma busca no cromossomo do outro pai pelo menos que não estão na sub-cadeia, preenchendo o cromossomo

Permutação: OX

- A porção central é transferida para os filhos
- A partir do segundo corte, o método faz uma busca no cromossomo do outro pai pelo menos que não estão na sub-cadeia, preenchendo o cromossomo

## Operadores

- Codificação/Representação do Indivíduo
- Operador de Seleção.
- Operador de **Crossover** (Reprodução)
- Operador de Mutação

Codificação binária:

#### Codificação binária:

- cada gene tem uma probabilidade pequena de sofrer mutação
- Um valor inicial grande pode ser adotado e decrescido geometricamente ao longo das gerações

#### Codificação binária:

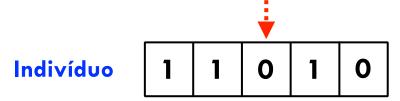
- cada gene tem uma probabilidade pequena de sofrer mutação
- Um valor inicial grande pode ser adotado e decrescido geometricamente ao longo das gerações

Indivíduo

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

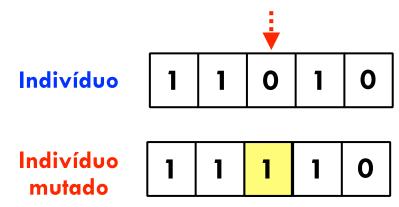
#### Codificação binária:

- cada gene tem uma probabilidade pequena de sofrer mutação
- Um valor inicial grande pode ser adotado e decrescido geometricamente ao longo das gerações



#### Codificação binária:

- cada gene tem uma probabilidade pequena de sofrer mutação
- Um valor inicial grande pode ser adotado e decrescido geometricamente ao longo das gerações



#### Codificação real:

- x' = x + M, onde M é uma variável aleatória
- Mutação uniforme: valor aleatório amostrado uniforme entre a e b
- Mutação Gaussiana: valor aleatório amostrado de uma distribuição Gaussiana com média zero e desvio padrão O

#### Codificação permutação:

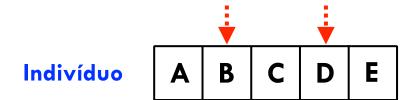
a mais comum: seleciona dois pontos e os inverte de posição

E

Indivíduo A B C D

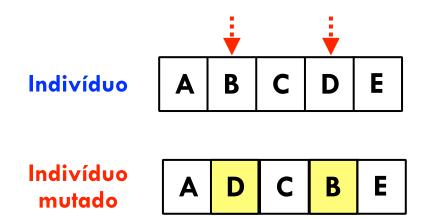
#### Codificação permutação:

a mais comum: seleciona dois pontos e os inverte de posição

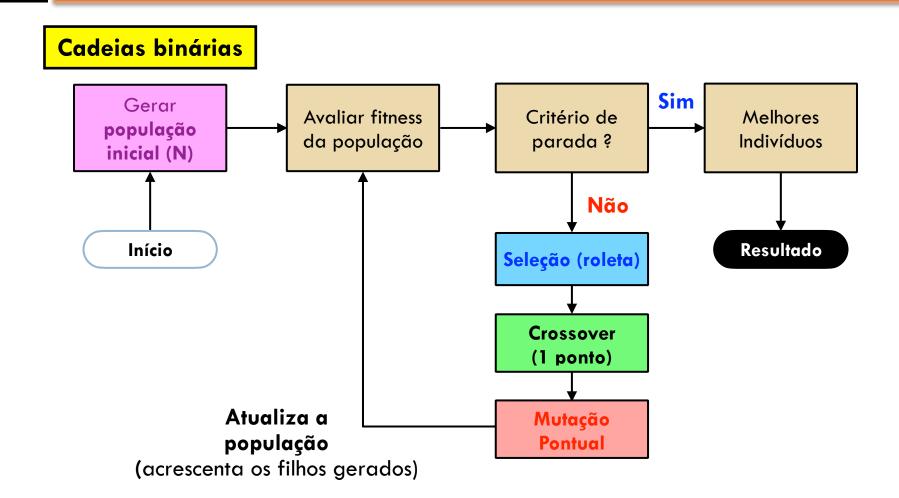


#### Codificação permutação:

a mais comum: seleciona dois pontos e os inverte de posição



## Algoritmos Genético Clássico



### Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- **5** Exercícios
- 6 Referências

### Exercícios

#### **Exercício 01:**

Modelar um AG para solucionar um problema de partição de dados. Temos um vetor com N números inteiros, dividir esses números em dois conjuntos (A e B) de maneira que a diferença entre a soma dos elementos de A e B seja a menor possível ( min | soma(A) - soma (B) | ).

- Codificação com vetores binários (bits = N)
- Seleção por torneio (k = 3)
- Crossover de um ponto (cross.rate = 0.9)
- Mutação (mut.rate = 1/N)

### Exercícios

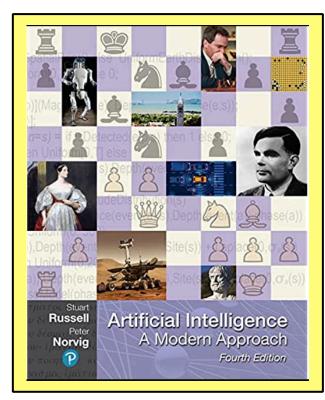
Exercício 02: Modele um Algoritmo Genético (AG) para solucionar o quebra-cabeça de 8 peças. Defina:

- Codificação do indivíduo?
- Operador de Seleção?
- Operador de Crossover (Reprodução) ?
- Operador de Mutação?

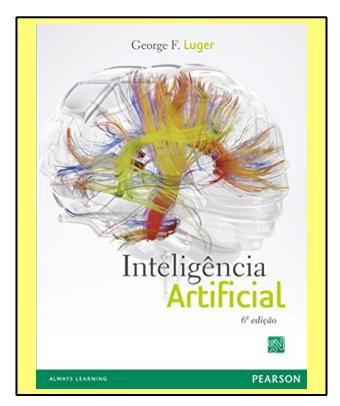
### Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Métodos Populacionais
- 3 Algoritmos Genéticos
- 4 Operadores
- **5** Exercícios
- 6 Referências

## Referências sugeridas



[Russel & Norvig, 2021]



[Luger, 2013]

# Perguntas?

Prof. Rafael G. Mantovani

rafaelmantovani@utfpr.edu.br