

ALGORITMOS GENÉTICOS

- 1) O que são os Algoritmos Genéticos (GA)?
- 2) Qual a relação do GA com a genética?
- 3) Como opera um GA em termos computacionais?
- 4) Quais as aplicações dos GA?

Def.: *John Holland (1970's)*

Algoritmos Genéticos são modelos computacionais que imitam os mecanismos da "evolução natural" para resolver problemas de otimização.

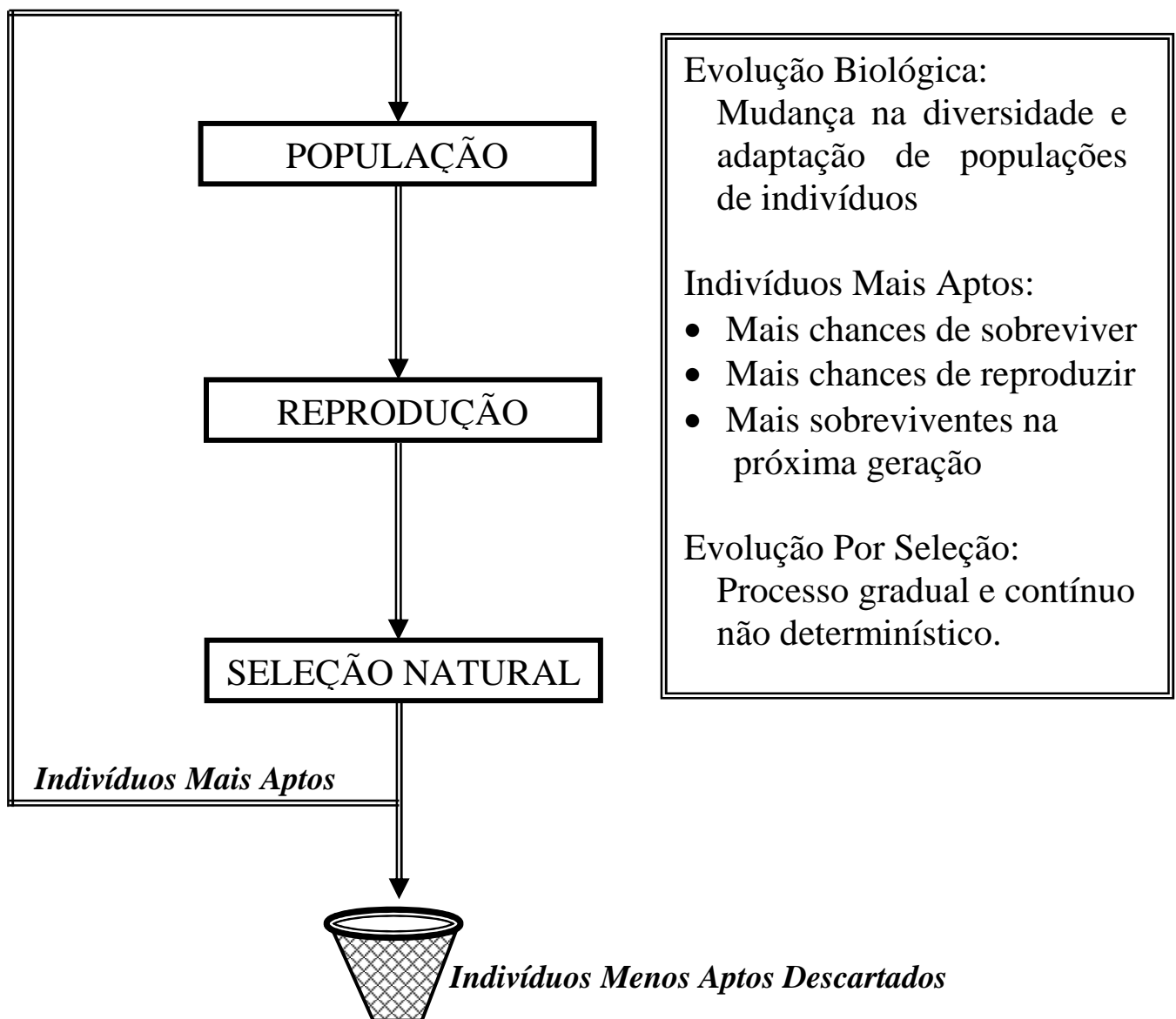
GENÉTICA

- Estuda as leis básicas da hereditariedade
- Informações biológicas escritas no DNA: sequências variadas de *adenina, guanina, citosina e timina*.
- Cromossomos: strings codificadas no alfabeto base_4
- Gene: unidade hereditária caracterizada por uma sequência de bases
- A *Evolução* atua sobre os *Cromossomos*

PROCESSO DE EVOLUÇÃO NATURAL (C. Darwin - 1859)

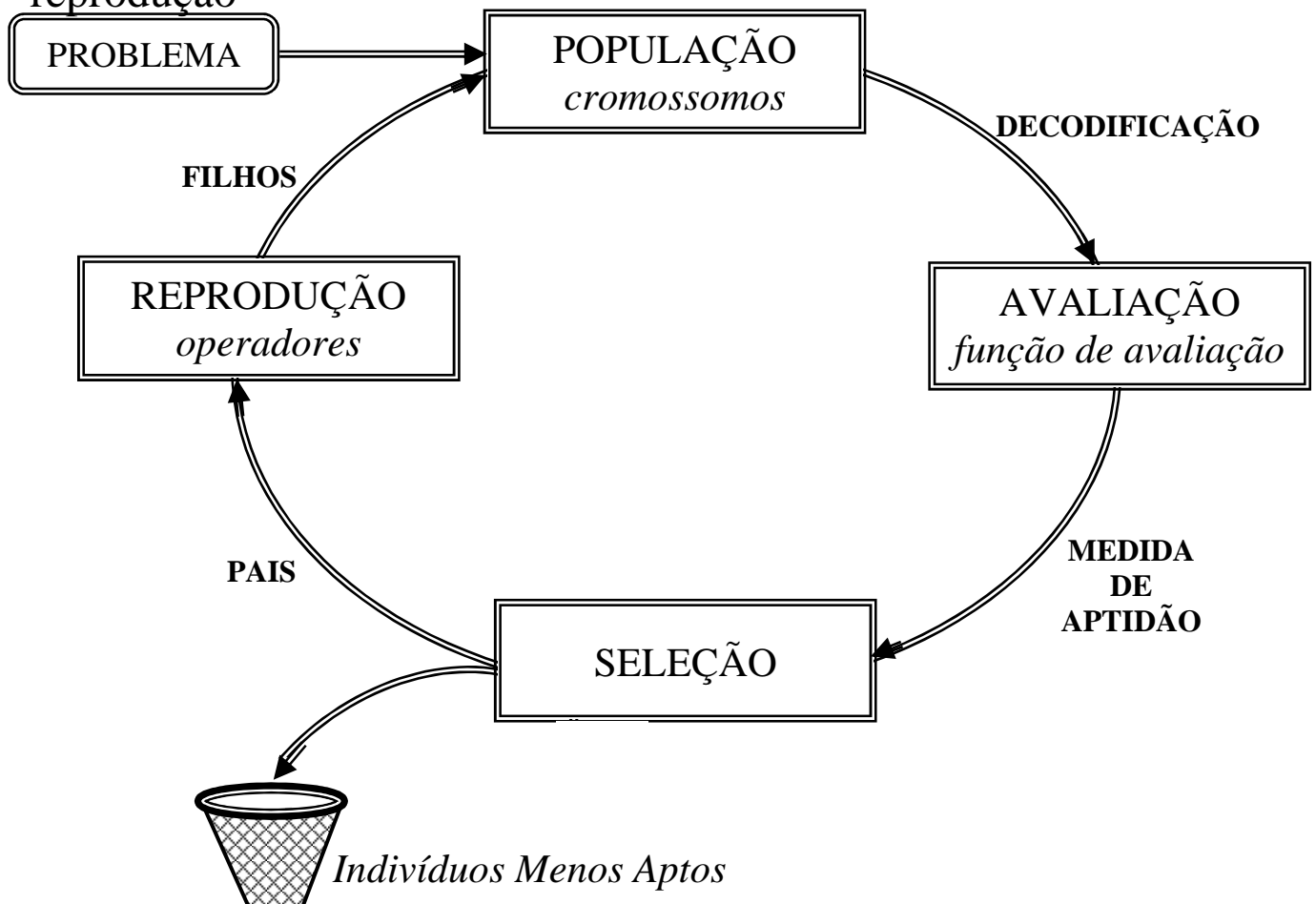
CONDIÇÕES:

- Indivíduos com habilidade de reprodução
- Existe uma população desses indivíduos
- Existe alguma variedade de indivíduos
- Há diferenças na capacidade de sobrevivência dos indivíduos em seu ambiente



COMPONENTES DE UM ALGORITMO GENÉTICO

- Um **PROBLEMA** para ser resolvido pelo algoritmo.
- Um método para codificar soluções do problema através de **CROMOSSOMOS**.
- Uma **FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO** que mede quão bem, cada solução é capaz de resolver o problema.
- Um método para criar a **POPULAÇÃO INICIAL** de cromossomos.
- Um conjunto de **PARÂMETROS** para o algoritmo genético.
- Um conjunto de **OPERADORES** que atuam no processo de reprodução



CROMOSSOMOS

A representação das soluções é orientada na estrutura do problema e deve descrever o espaço de busca em termos de suas características.

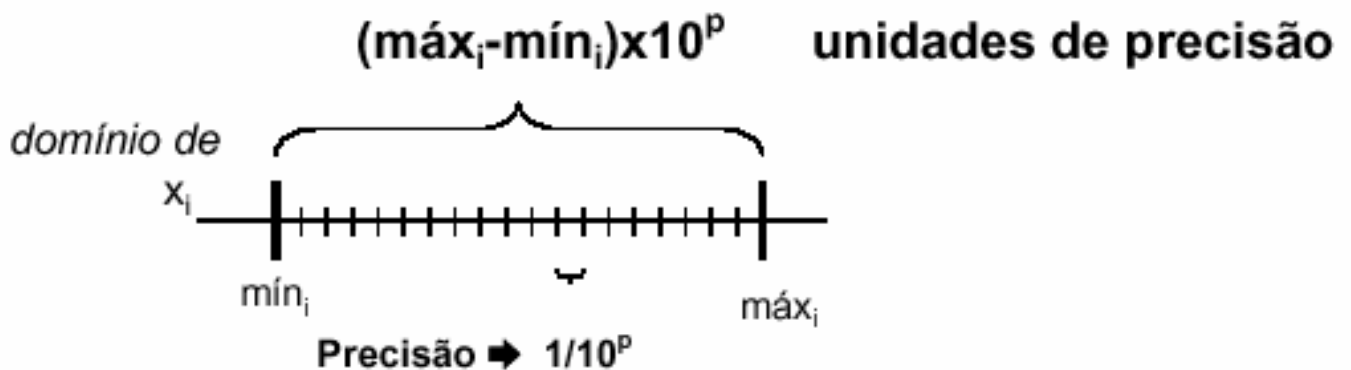
TIPOS DE REPRESENTAÇÃO

- Binário
- Binário codificando Real
- Inteiro
- Real
- Vetores, Listas e Matrizes (inteiros, caracteres, etc)

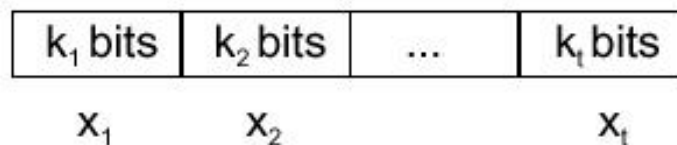
BINÁRIO CODIFICANDO REAL

Aspectos importantes:

- ¬ **variáveis** do problema (x_1, x_2, \dots, x_t)
- ¬ **domínio** de valores: $x_i \in (\text{mín}_i, \text{máx}_i)$ em \mathbb{R}
- ¬ **precisão**: p casas decimais



Representação:



onde,

$$2^{k_i} \geq (\text{máx}_i - \text{mín}_i) \times 10^p \quad \Rightarrow \quad \text{Precisão} = \frac{(\text{máx}_i - \text{mín}_i)}{2^{k_i} - 1}$$

Decodificação para Real:

$$x_{i \text{ real}} = x_{i \text{ bin}} \cdot \frac{(\text{máx}_i - \text{mín}_i)}{2^{k_i} - 1} + \text{mín}_i$$

$$\begin{aligned} \text{se } x_{i \text{ bin}} &= (0 \ 0 \ \dots \ 0) & \Rightarrow & \quad x_{i \text{ real}} = \text{mín}_i \\ \text{se } x_{i \text{ bin}} &= (1 \ 1 \ \dots \ 1) & \Rightarrow & \quad x_{i \text{ real}} = \text{máx}_i \end{aligned}$$

Construir a solução para o problema a partir de um cromossoma:

Cromossomas “representam” soluções.

Cromossoma

Transformação

Solução

0011011

bin \Rightarrow inteiro

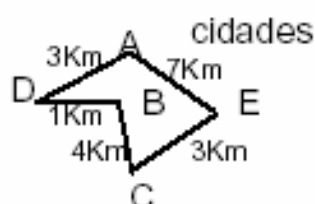
$x=27$

0011011

$x=27 \times 10/2^7 - 1$

$x=2,1 \quad x \in [0,10]$
1 casa decimal

ADBCE



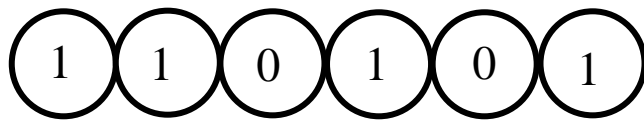
$x = \sum \text{distâncias} = 18$

A representação BINÁRIA (bit string) é a mais comum.

Bit strings são:

- Simples de criar e manipular
- Produzem bons resultados nas aplicações
- Facilitam a aplicação de operadores
- Aplicáveis a funções (binário representa inteiros)

Representação por sequência de bits (*gene*)



FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO

É o elo de ligação entre o GA e o problema.

$$f_A(CROMOSSOMA) = APTIDÃO$$

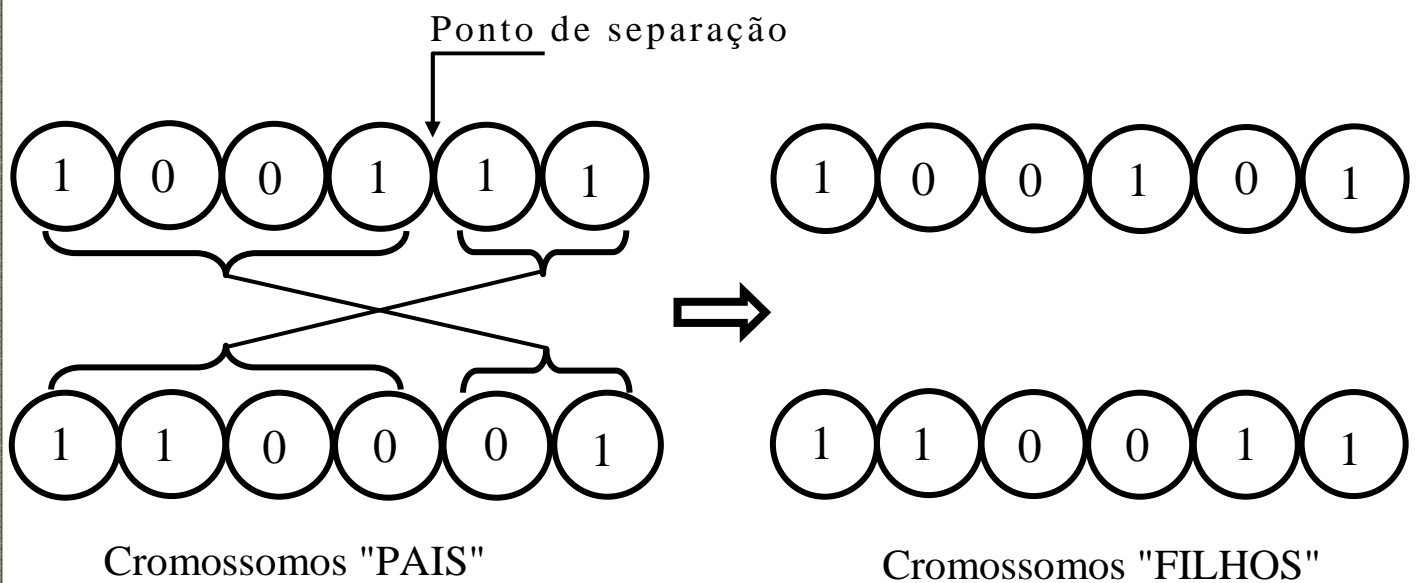
OPERADORES GENÉTICOS

Atuam no processo de reprodução:

1. Crossover
2. Mutação
3. Inversão

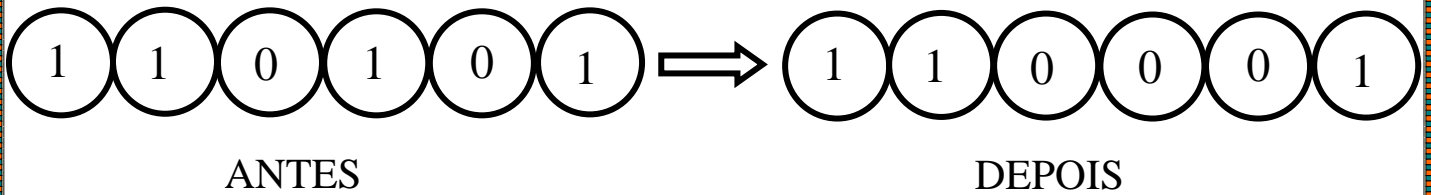
1) CROSSOVER

Executa a troca de partes correspondentes dos cromossomos "pais" para produzir o cromossomo "filho".



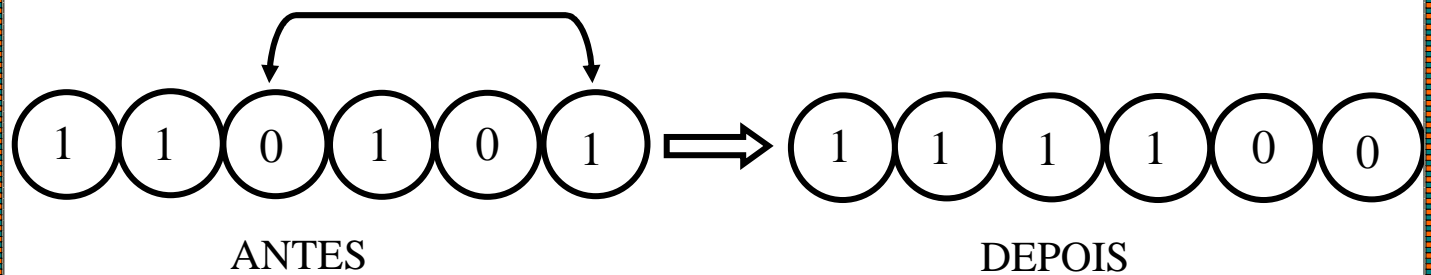
2) MUTAÇÃO

Introduz aleatoriamente modificações na informação genética.



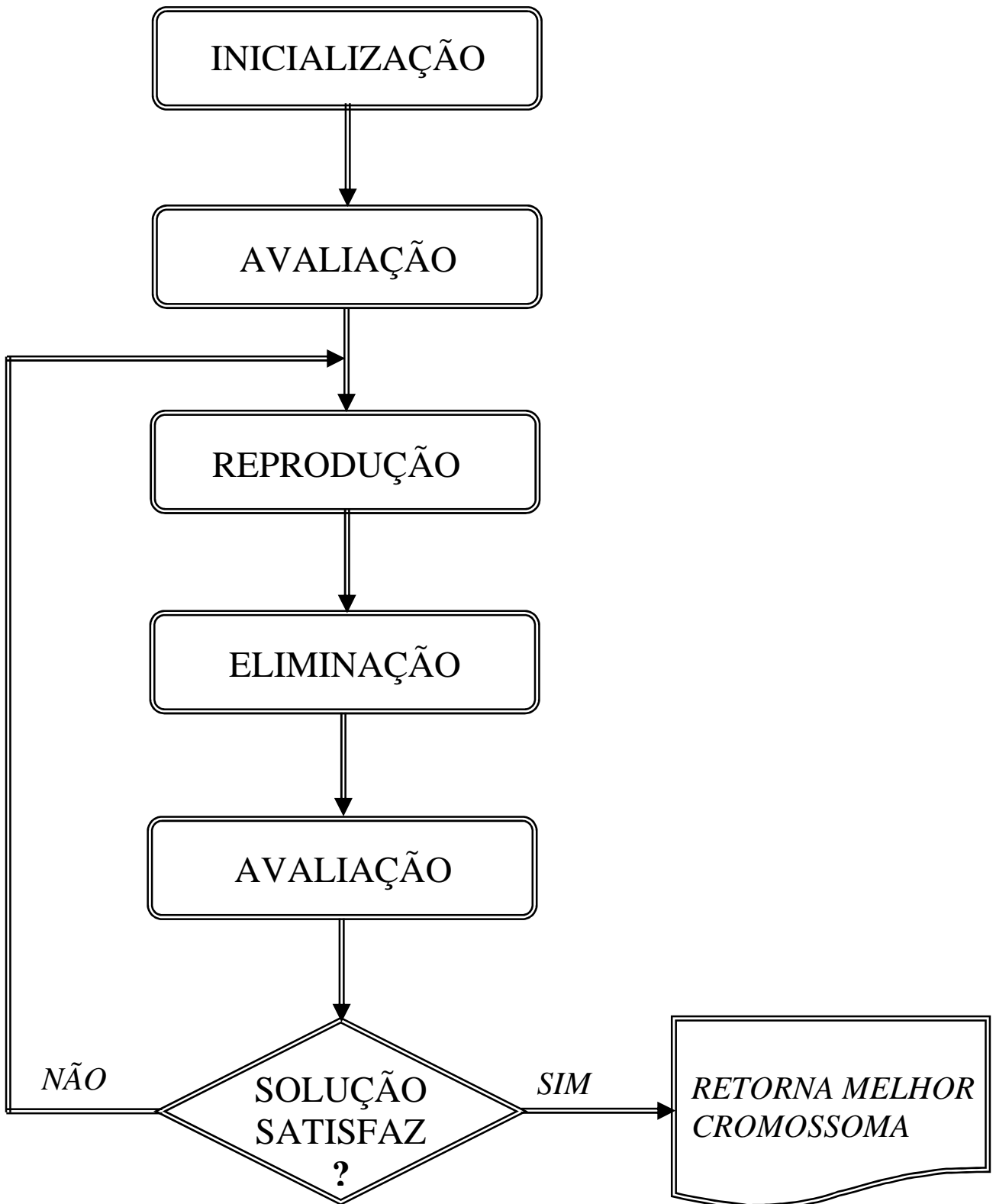
3) INVERSÃO

Inverte a ordem (posição) de dois elementos escolhidos aleatoriamente em um cromossomo.



Embora inspirado no processo biológico, é raramente empregado.

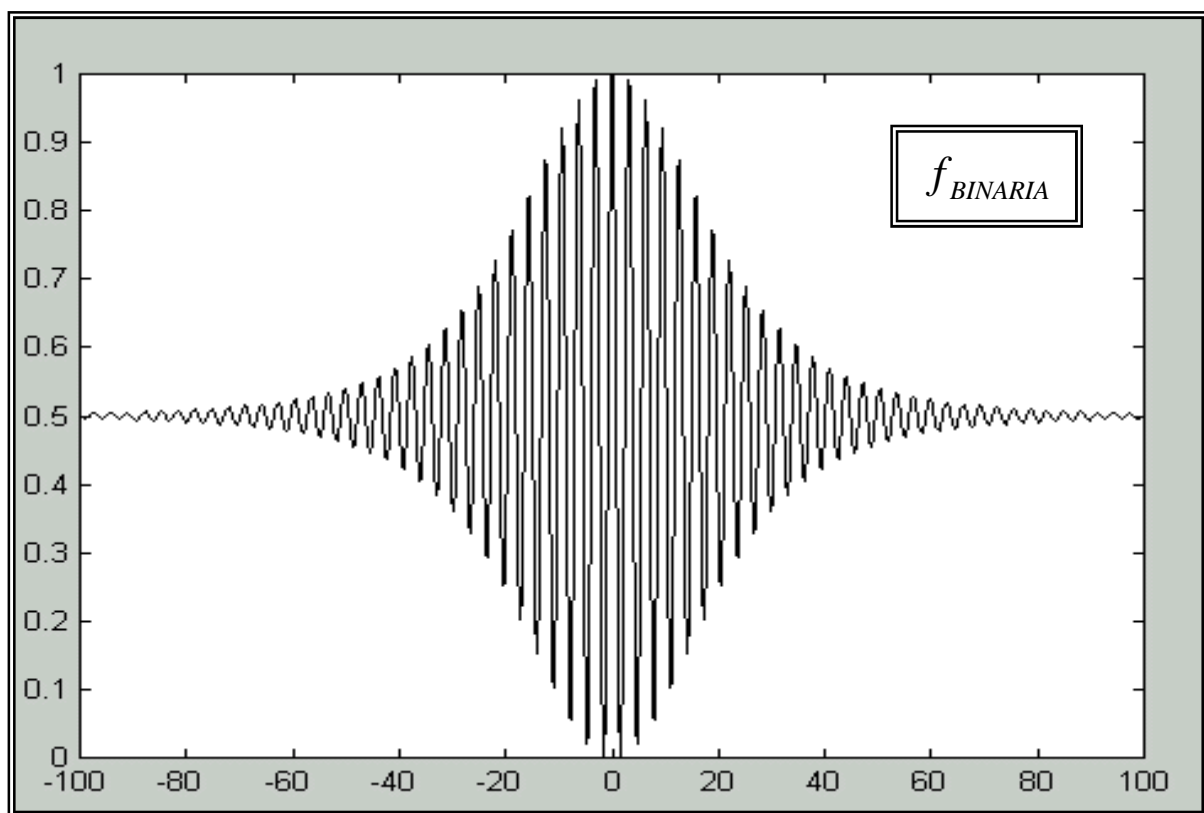
DESENVOLVIMENTO DE GA's



EXEMPLO TESTE:

Otimizar a função (encontrar o máximo valor da função).

$$f(x, y) = 0.5 - \frac{\left(\sin \sqrt{x^2 + y^2}\right)^2 - 0.5}{\left(1 + 0.001(x^2 + y^2)\right)^2}$$



MÉTODO DA ROLETA

Objetivo:

Selecionar indivíduos aleatoriamente, proporcionando maiores chances de reprodução aos indivíduos mais aptos da população.

Método:

1. Some a aptidão de todos os membros da população (A_T).
2. Gere um número aleatório n : $0 < n \leq A_T$.
3. Pegue o primeiro membro da população cuja aptidão, somada à aptidão dos membros precedentes é maior ou igual a n .

$$\sum A_i \geq n$$

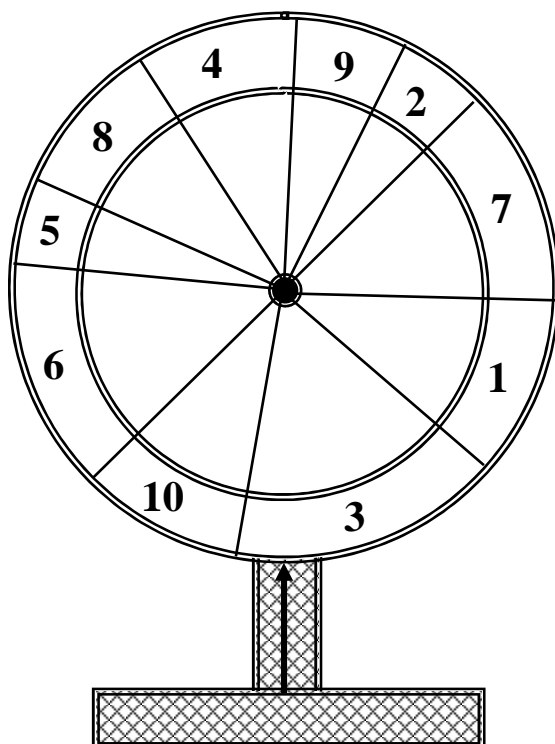
Após várias gerações, membros menos aptos tendem a ser excluídos e os mais aptos terão reproduzido mais.

EXEMPLO

CROMOSSOMO	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
APTIDÃO	8	2	17	7	2	12	11	7	3	7
$\sum A_i$	8	10	27	34	36	48	59	66	69	76

RODANDO A ROLETA:

NÚMERO ALEATÓRIO	23	49	76	13	1	27	57
CROMOSSOMA SELECIONADO	3	7	10	3	1	3	7



MÓDULO DE REPRODUÇÃO

Mutação e Crossover

MUTAÇÃO:

Substitui cada bit de um cromossomo se o bit de probabilidade for verdadeiro.

Taxa = 0.008 (8 bits em 1000)

CROMOSSOMA	NÚMERO ALEATÓRIO				NOVO BIT	NOVO CROMOSSOMA
1 0 1 0	0.801	0.102	0.266	0.373	---	1 0 1 0
1 1 0 0	0.120	0.096	0.005	0.840	0	1 1 0 0
0 0 1 0	0.760	0.473	0.894	0.001	1	0 0 1 1

Mutação é um operador "exploratório" que dispersa a população através do espaço de busca.

CROSSOVER DE UM PONTO

Parte de dois cromossomos genitores são trocados a partir de uma posição escolhida aleatoriamente. É considerado a característica fundamental dos algoritmos genéticos.

Taxa de Crossover = 0.65

Se "VERDADE" → Gera Filhos Diferentes

Se "FALSA" → Cópia dos Pais

SOLUÇÃO

- **Cromossoma:**

00001010000110000000011000101010001110111011

- **Dividido em x e y:**

0000101000011000000001 1000101010001110111011

- **Convertidos para base 10:**

165377 e 2270139

- **Multiplicados por: $200/2^{22}-1$**

7,885791751335085 e 108,24868875710696

- **Subtraídos de mín:**

$x=-92,11420824866492$ e $y=8,248688757106959$

- **Aplicados a $F6(x,y)$:**

$F6(x,y)=0,5050708$

- **Técnica Inicialização da População:** *Aleatória*

→ *Geração aleatória de palavras de 44 bits*

- **Técnica Eliminação da População:** *Elimina todos*

→ *Elimina pop_size indivíduos da população anterior*

- **Técnica de Reprodução:** *Troca da geração*

→ *Reproduz pop_size indivíduos para a nova população*

- **Técnica de Aptidão:** *Aptidão é a avaliação*

→ *Aptidão é numericamente igual à avaliação*

- **Técnica de Seleção de Genitores:** *Roleta*

AT 100 BEST 5 CHROMOSOMES ARE:

10000000010100011011100111001101011011110110	.99026249
01110011000010100001101000001011001000110110	.98930211
10011000011111011010011001111001101010001110	.90970485
10011111000010110100010101110001011110000000	.86966422
10110110110001011110000111011111011101001000	.82411554

AT 200 BEST 5 CHROMOSOMES ARE:

10000111110000011110000111011111011101001001	.99229899
01110000110101111001111000010001001011011010	.98491267
01110011000010100001101000111100110111011010	.97578980
01101000001000110110000111100010001101001000	.96230820
01101000001000100101011001000110101110111000	.94706181

AT 400 BEST 5 CHROMOSOMES ARE:

10000111110000111001101000111100110111011010	.98227694
10000111110010100001101000111100110111011010	.98225310
10000111110000010001011001000110101111110000	.97738784
01110011000010100001101000111100110111011010	.97578980
01110011000010100001101000111100111011011010	.97576120

AT 3000 BEST 5 CHROMOSOMES ARE:

01110111100100001101011000111111001110000001	.98052087
01110011111100010101111000111100101110010011	.97721386
01110011111100000101011000111100101110010011	.97720801
01110011111100101101001000111101001110000011	.97699464
01110011111100000101011000111101001110000011	.97698057

AT 4000 BEST 5 CHROMOSOMES ARE:

01111001011000101101011000100001100100010011	.99304112
01111011111000101101111000101000110110010010	.99261288
011110111110000100101011000101000110110010011	.99254826
011110111110000000101011000101000110110010001	.99254438
01111011111000101101011000101001110110010011	.99229856

SELEÇÃO DE GENITORES - APTIDÃO RELATIVA

O que ocorre com o desempenho do algoritmo GA1-1 se alterarmos a função?

$$f_1(x, y) = 999.5 - \frac{\left(\sin \sqrt{x^2 + y^2}\right)^2 - 0.5}{\left(1 + 0.001(x^2 + y^2)\right)^2}$$

O resultado do GA1-1 para esta função é uma curva de desempenho plana. Por quê?

Seleção Proporcional

Seja:

A_i : aptidão do indivíduo i

AR_i : aptidão relativa do indivíduo i

A_{AV} : aptidão média

A_T : aptidão total

M : tamanho da população

Então:

$$A_{AV} = \frac{A_T}{M}$$

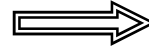
$$AR_i = \frac{A_i}{A_{AV}}$$

AR_i indica o número médio de descendentes do indivíduo i na próxima geração.

O que ocorre na população inicial de $f(x, y)$ e $f_1(x, y)$?

Para $f(x,y)$:

CROMOSSOMO	AVALIAÇÃO
Melhor	0.979
Pior	0.066
MÉDIA	0.514



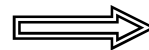
$$AR_{\text{Melhor}} = 1.905$$

$$AR_{\text{Pior}} = 0.128$$

Forte pressão reprodutiva em favor do melhor.

Para $f_I(x,y)$:

CROMOSSOMA	AVALIAÇÃO
Melhor	999.979
Pior	999.066
MÉDIA	999.514



$$AR_{\text{Melhor}} = 1.0005$$

$$AR_{\text{Pior}} = 0.9996$$

O melhor e o pior cromossomo vão gerar praticamente o mesmo número de filhos. O efeito da seleção é quase nulo.

TÉCNICAS DE APTIDÃO

Tem como objetivo converter Avaliação em Aptidão.

1. FITNESS IS EVALUATION ("Avaliação")
2. WINDOWING ("Aptidão Relativa")
3. LINEAR NORMALIZATION ("Normalização Linear")

FITNESS IS EVALUATION

$$A_i = f_A(i)$$

WINDOWING

1. Obtenha a avaliação mínima na população.
2. Atribua a cada cromossomo i uma aptidão igual a: $A_i - A_{Min}$.
3. Opcionalmente, utilize uma aptidão mínima maior que o valor mínimo encontrado, como garantia que os cromossomos menos aptos terão chance de reprodução.

LINEAR NORMALIZATION

1. Coloque os cromossomos em ordem decrescente de avaliação.
2. Crie aptidões partindo de um valor constante e decrescendo linearmente.
3. O valor constante e a taxa de decremento são parâmetros da técnica.

$$A_i = A_{Min} + \frac{A_{Máx} - A_{Min}}{M - 1} (RANK(i) - 1)$$

EXEMPLO COMPARATIVO

CROMOSSOMA RANK	6	5	4	3	2	1
ORIGINAL EVALUATION	200	9	8	8	4	1
FITNESS IS EVALUATION	200	9	8	8	4	1
WINDOWING - Min = 0	199	8	7	7	3	0
WINDOWING - Min = 10	190	10	10	10	10	10
LINEAR NORM. - RATE = 1	100	99	98	97	96	95
LINEAR NORM. - RATE = 20	100	80	60	40	20	1

OBSERVAÇÕES

1. SUPER INDIVÍDUO

Elimina competidores em 1 ou 2 gerações.

Rápida convergência.

2. COMPETIÇÃO PRÓXIMA

É preciso aumentar a pressão seletiva sobre os melhores.

OUTROS MECÂNIISMOS DE REPRODUÇÃO

1. ELITISMO
2. STEADY – STATE
3. STEADY – STATE SEM DUPLICATAS
4. CROSSOVER DE DOIS PONTOS
5. CROSSOVER UNIFORME
6. VARIAÇÃO DE PARÂMETROS

ELITISMO:

Força a cópia do melhor cromossomo de cada geração na geração seguinte. Reduz o efeito aleatório do processo seletivo, garantindo a presença do melhor membro de uma população na próxima geração.

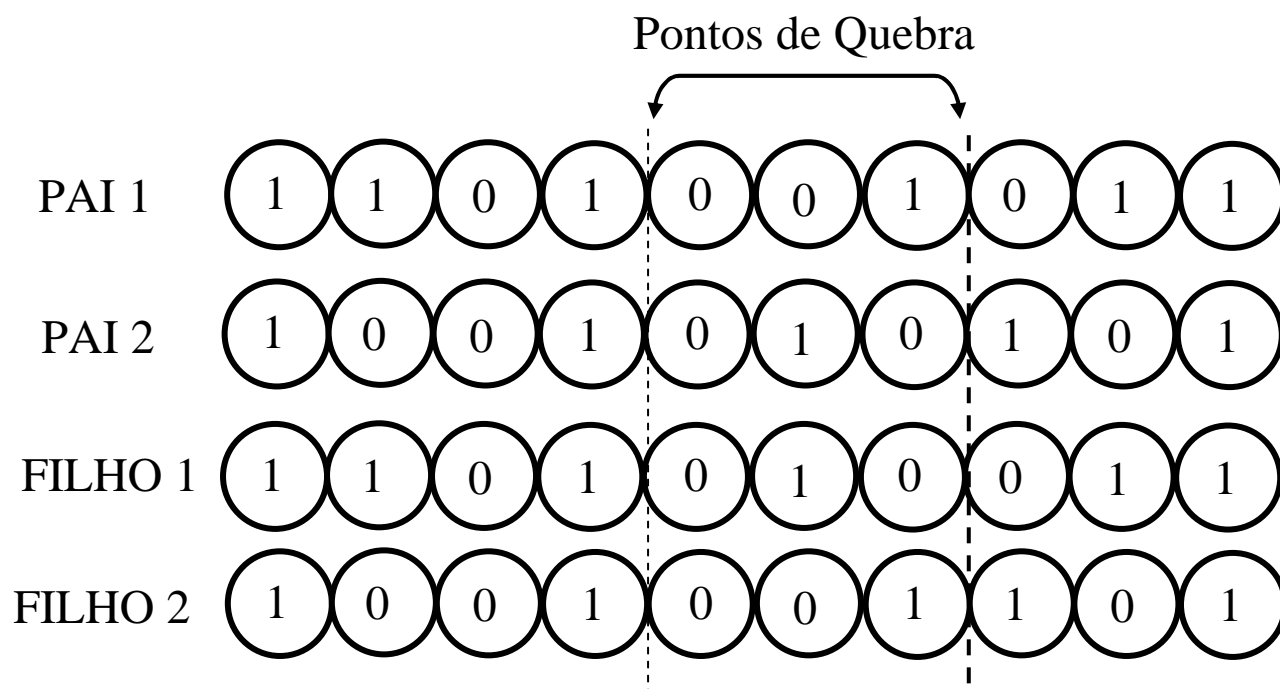
STEADY-STATE:

Substituição parcial de indivíduos a cada nova geração.

1. Gere N filhos através da reprodução.
2. Delete os N piores membros da população.
3. Introduza os N filhos gerados na população.

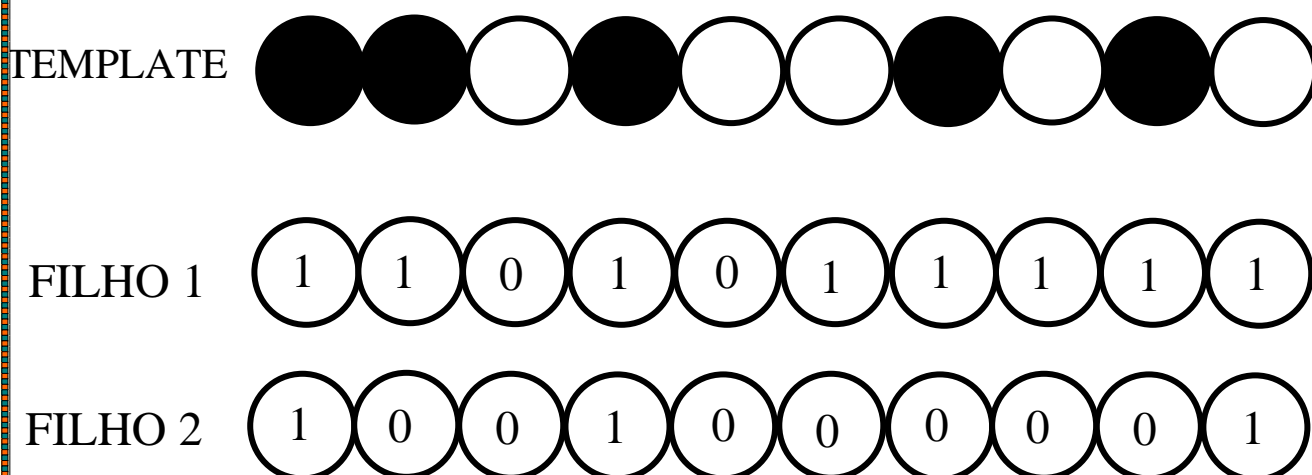
CROSSOVER DE DOIS PONTOS:

A troca de gene se dá em dois pontos.



CROSSOVER UNIFORME:

A contribuição de cada genitor para a geração de dois filhos é decidida através de um “template”.



Curva de Desempenho

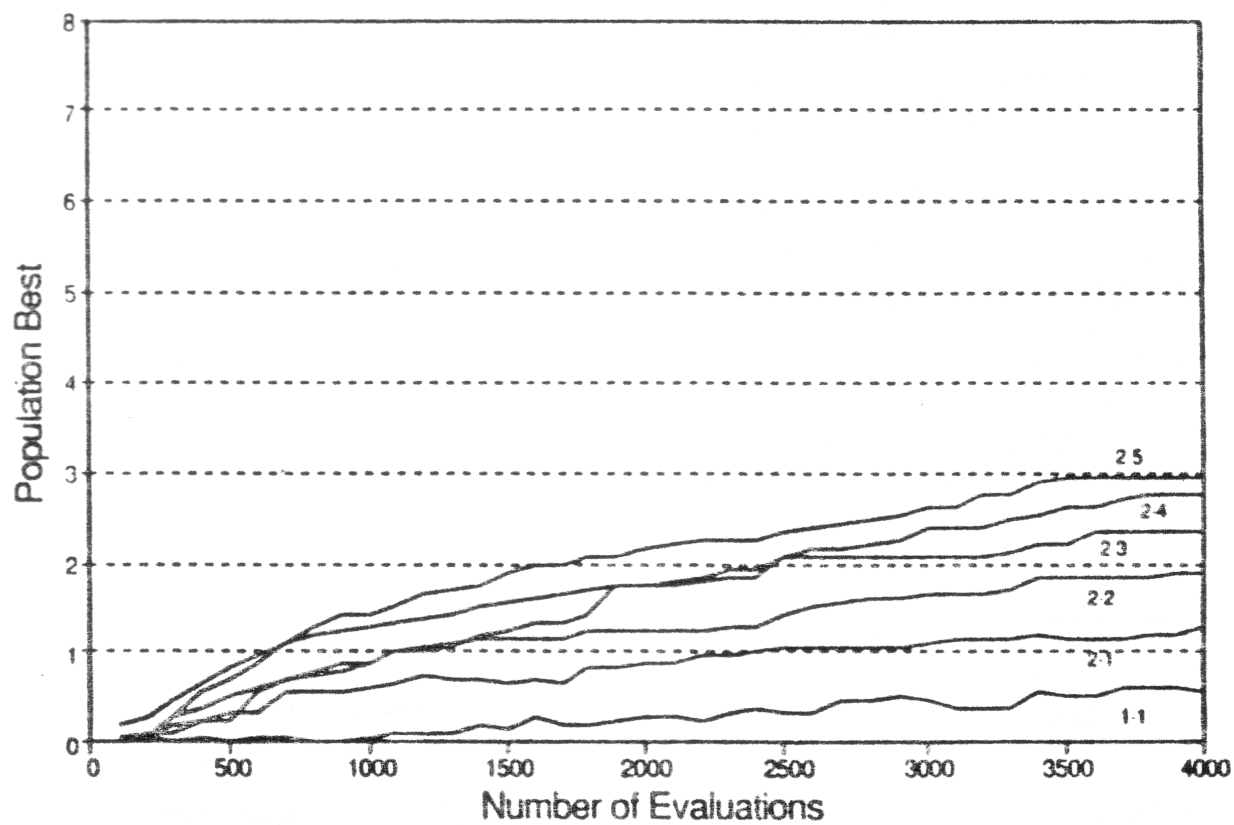


Figure 2.1: Performance Graphs for GA 1-1, GA 2-1, GA 2-2, GA 2-3, GA 2-4, and GA 2-5