

# Desenvolvimento de um Algoritmo Genético

Prof. Marco Aurélio C. Pacheco



1

## Componentes de um Algoritmo Genético

- 1. Problema**
- 2. Representação**
- 3. Decodificação**
- 4. Avaliação**
- 5. Operadores**
- 6. Técnicas**
- 7. Parâmetros**



2

## 1. PROBLEMA

• **Estudo de Contexto do Problema:** Conhecer regras, restrições, objetivos, procedimentos em uso, etc.

• **GAs são indicados em problemas difíceis de otimização:**

- muitos parâmetros e variáveis;
- mal estruturados: com condições e restrições, difíceis de serem modeladas matematicamente;
- grandes espaços de busca onde não é possível a busca exaustiva.



3

## 2. REPRESENTAÇÃO

**Representação é fundamental na modelagem de um GA e deve:**

- descrever o espaço de busca relevante ao problema;
- codificar geneticamente a “**essência**” do problema:  
evolução do “código” ➡ **evolução da solução**
- ser compatível com os operadores (crossover e mutação)  
representação adequada ➡ **evolução, otimização**



4

## 2. REPRESENTAÇÃO

Tipo de Problema ↔ Representação

- Numérico
- Ordem
- Grupo
- Inteiro
- Misto

- Binário, Real
- Lista
- Vetor
- Inteiro
- Mista



5

## Real representado por Binário

- Primeiro tipo de representação em Algoritmos Genéticos
- Número real é codificado através de um número binário de K bits
- Representação binária descreve um real em detalhes (genes):

$$13 = 1 \times 10^1 + 3 \times 10^0 = 10 + 3$$

$$13 \text{ em binário} = 1101 = 1 \times 2^3 + 1 \times 2^2 + 0 \times 2^1 + 1 \times 2^0 =$$

↓ ↓ ↓  
**8 + 4 + 1**



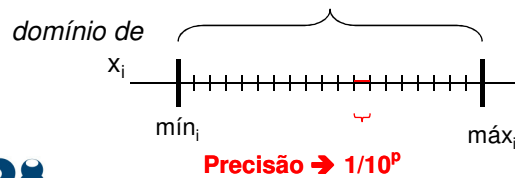
6

## BINÁRIO CODIFICANDO REAL

### Aspectos importantes:

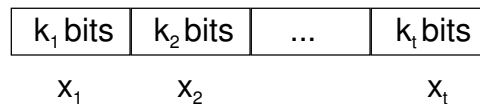
- ★ **variáveis** do problema  $(x_1, x_2, \dots, x_t)$
- ★ **domínio** de valores:  $x_i \in (\text{mín}_i, \text{máx}_i)$  em  $\mathbb{R}$
- ★ **precisão**:  $p$  casas decimais

$(\text{máx}_i - \text{mín}_i) \times 10^p$  diferentes soluções



7

### 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:

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



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

8

## REPRESENTAÇÃO BINÁRIA

- representa números na menor base (2)
- simples de criar e manipular
- produz bons resultados
- fácil decodificação numérica ( inteiro,real )
- facilita a demonstração de teoremas
- porém, nem sempre é adequada



9

## 3. DECODIFICAÇÃO

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

**Cromossomas “representam” soluções.**

<u>Cromossoma</u>	<u>DECODIFICAÇÃO</u>	<u>Solução</u>
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		rota $A \rightarrow D \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E$



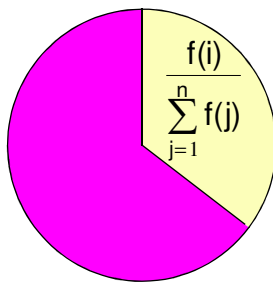
10

#### 4. AVALIAÇÃO

Elo entre o algoritmo genético e o problema.

$f(\text{cromossoma})$  = medida numérica de aptidão

Chances de seleção são proporcionais à aptidão.



#### 5. OPERADORES

Atuam no processo de criação de novos indivíduos (descendentes):

1. **Crossover**
2. **Mutação**
3. **Operadores específicos ao problema**  
(heurísticos)

## 6. TÉCNICAS

- Técnicas de Representação
- Técnicas de Inicialização da População
- Técnicas de Eliminação da População Antiga
- Técnicas de Reprodução
- Técnicas de Seleção de Genitores
- Técnicas de Aptidão
- Técnicas de Parametrização
- Técnicas de Elitismo
- Técnicas de Seleção de Operadores



13

## 7. PARÂMETROS

- TAMANHO\_POPULAÇÃO
- TOTAL\_INDIVÍDUOS
- NÚMERO\_GERAÇÕES
- TAXA\_CROSSOVER
- TAXA\_MUTAÇÃO
- APTIDÃO\_OPERADORES
- ETC.



14

## Desenvolvimento de um Algoritmo Genético

```
procedure algoritmo_genético
begin
    t = 0 ; primeira geração
    inicializa P(t) ; população inicial aleatória
    avalia P(t) ; calcula f(i) p/ cada indivíduo
    while (not condição_parada) do
    begin
        t = t + 1 ; próxima geração
        seleciona P(t) de P(t-1)
        altera P(t) ; crossover e mutação
        avalia P(t) ; calcula f(i) p/ cada indivíduo
    end
```



15

## Sistemas de Desenvolvimento

- ICADEMO
- WinGenesis
- GENOCOP
- GeneHunter
- Evolver 4.0
- Open Beagle
- Sugai
- GACOM: Biblioteca de Componentes (C#)



16



# Algoritmos Genéticos

- Exemplos GA1-1 a GA6-1
- Especificação de técnicas e parâmetros por módulos:
  - Módulo de Avaliação
  - Módulo de População
  - Módulo de Representação



17

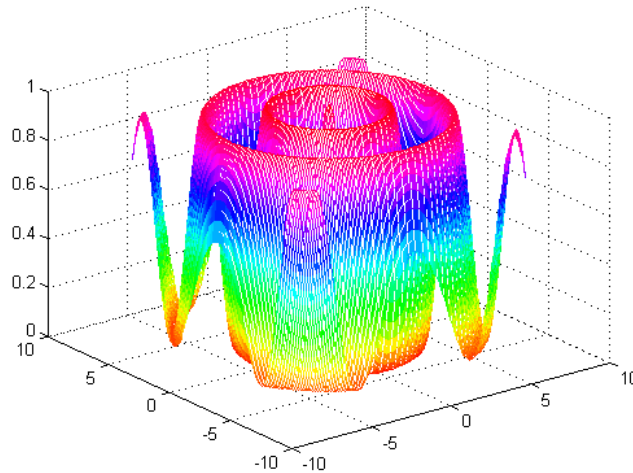
- **Módulo de Avaliação**  
Função de Avaliação: *Função binária  $F_6$*
- **Módulo de População**  
Técnica de Representação: *Binária 44 bits*  
Técnica Inicialização da População: *Aleatória*  
Técnica Eliminação da População: *Elimina todos*  
Técnica de Reprodução: *Troca da geração*  
Técnica de Seleção de Genitores: *Roleta*  
Técnica de Aptidão: *Aptidão é a avaliação*  
Técnica de Parametrização: *Nenhuma*  
Técnica de Elitismo: *Nenhuma*  
*Population Size:* *100*  
*Total de Indivíduos:* *4000*
- **Módulo de Reprodução**  
Técnica de Seleção de Operadores: *Use todos*  
Operadores: *Crossover 1 ponto & Mutação*  
*Taxa Mutação:* *0,008*  
*Taxa Crossover:* *0,65*  
Técnica de Parametrização: *nenhuma*

**GA1-1**



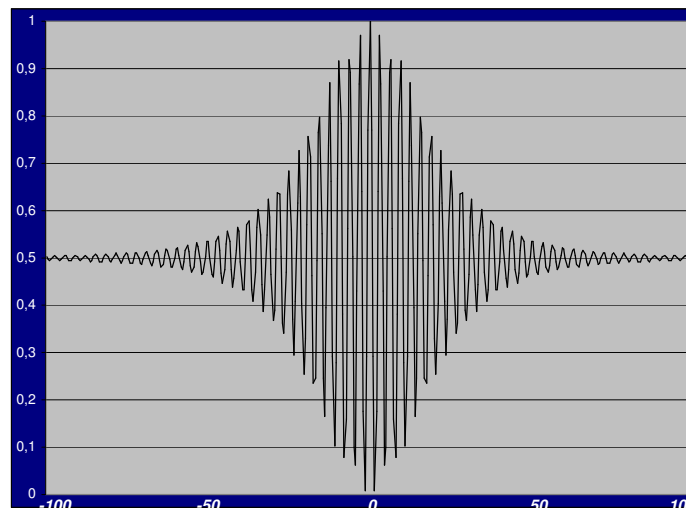
18

## Função F6



## Função $F6(x,y)$

$F6(x,0)$



## Características da F6

$$F6(x,y) = 0,5 - \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0,5}{(1,0 + 0,001 (x^2 + y^2))^2}$$

- Objetivo: **Maximizar F6**
- Uma única solução ótima:  **$F6(0,0)=1$**
- Difícil de otimizar: **vários mínimos locais**



21

## Representação

- **Binária codificando real**
- **2 Variáveis: x, y**
- **Domínio:  $x,y \in [-100, +100]$**
- **Precisão: 4 a 5 casas decimais**
- **$\log_2 2 \times 10^6 \Leftrightarrow K_i \Leftrightarrow \log_2 2 \times 10^7$**
- **$K_i=22 \Rightarrow$  total de 44 bits**



22

## Exemplo

- **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
- **Somados a mín:**  
 $x = -92,11420824866492$  e  $y = 8,248688757106959$
- **Aplicados a  $F6(x,y)$ :**  
 $F6(x,y) = 0,5050708$



23

## Módulo de População

- 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*

24

## Parâmetros

- Tamanho da População: **pop\_size** Exemplo 100
- Número de Gerações: **num\_ger** 40
- Total de Indivíduos:  
**total\_ind = pop\_size x num\_ger** 4000



25

## Parâmetros

- Tamanho da População: **pop\_size** Exemplo 1000
- Número de Gerações: **num\_ger** 4
- Total de Indivíduos:  
**total\_ind = pop\_size x num\_ger** 4000



26

## Parâmetros

- Tamanho da População: **pop\_size** Exemplo  
10
- Número de Gerações: **num\_ger** 400
- Total de Indivíduos: **total\_ind = pop\_size x num\_ger** 4000



27

## Seleção pela Roleta

**Objetivo:** *Selecionar indivíduos aleatoriamente, proporcionando maiores chances de reprodução aos mais aptos.*

### Método por Computador

- Encontre a soma da aptidão de todos os membros da população  $A_T = \sum A_i$  ( $0 \leq i \leq \text{pop\_size}-1$ )
- Gere um número aleatório  $0 \leq \text{rand} \leq A_T$
- Pegue o primeiro membro da população  $I_k$  cuja aptidão somada às aptidões dos membros precedentes é maior ou igual a rand.

$$\sum A_i \geq \text{rand} \quad (i \leq k)$$

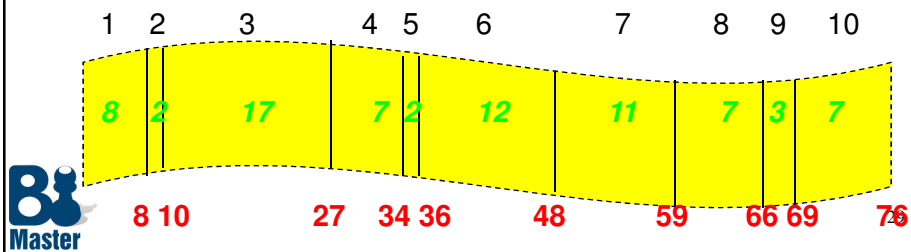


28

## Exemplo da Roleta

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

Número Aleatório	23	49	76	13	1	27	57
Selecionado	3	7	10	3	1	3	7



## Módulo de Reprodução

- Técnica de Seleção de Operadores: **Use todos**  
 ➔ **Use todos os operadores da lista de operadores**
- Operadores: **Crossover & Mutação**
  - Taxa Mutação: **0,008**
  - Taxa Crossover: **0,65**
- **Valores ideais das taxas são obtidos experimentalmente**

## Mutação

- Troca cada gene de um cromossoma se o teste de probabilidade for verdadeiro
- Taxa Mutação: **0,8% (0,008)**
  - Teste Verdadeiro      ✂ **troca bit**
  - Teste Falso            ✂ **mantém bit**

Cromossoma				Número Aleatório				Novo Cromossoma			
1	0	1	0	0,801	0,102	0,266	0,373	1	0	1	0
1	1	0	0	0,128	0,96	0,005	0,84	1	1	1	0
0	1	0	0	0,768	0,473	0,894	0,001	0	0	1	1



31

## Crossover

- Partes de dois cromossomas são trocadas a partir de posição escolhida aleatoriamente
- Taxa de Crossover : **65%**
  - Teste Verdadeiro      ✂ **Efetua Cruzamento**
  - Teste Falso            ✂ **Copia os Genitores**

$P_1$	1	0	1	1	0	1
$P_2$	0	0	1	1	0	0
$F_1$	1	0	1	1	0	0
$F_2$	0	0	1	1	0	1

ponto de corte aleatório ✓



32



## Evolução X Convergência

- **Crossover:**
  - acelerador do processo de busca
  - **tira proveito das soluções** mais promissoras
- **Mutação**
  - operador **exploratório**
  - **dispersa a população** pelo espaço de busca
- **Convergência (causas):**
  - população com **indivíduos muito similares**
  - não há mais evolução:
    - **ótimo encontrado** ou **convergência prematura (mínimo local)**
  - para continuar a evoluir é preciso **introduzir mais diversidade** na população



33

## Análise do Desempenho de um GA

- **Melhor de um Experimento (valor)**
- **Melhores por Geração**
- **Média de Melhores por Geração em vários Experimentos**



34

## Média de Experimentos

- Calcula média dos **melhores indivíduos** por geração em vários experimentos.
- Mede o desempenho do GA em encontrar uma **solução melhor** na geração seguinte
- GAs são estocásticos: desempenho varia a cada experimento
- São necessários muitos experimentos para se conhecer o desempenho médio do GA.

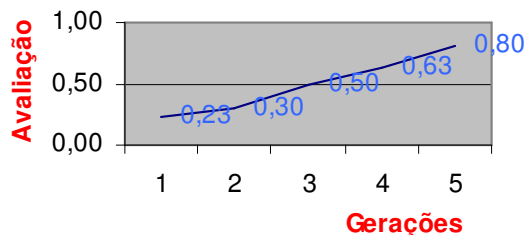


35

## Média de Experimentos

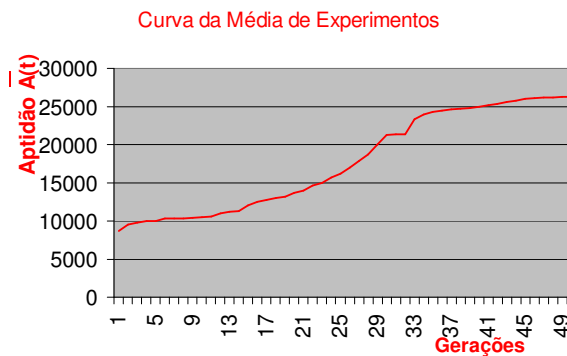
	Melhores por geração				
	Experimentos				
	1o.	2o.	3o.	4o.	Média
ger 1	0,2	0,3	0,1	0,3	<b>0,23</b>
ger 2	0,3	0,3	0,2	0,4	<b>0,30</b>
ger 3	0,4	0,6	0,4	0,6	<b>0,50</b>
ger 4	0,7	0,6	0,6	0,6	<b>0,63</b>

Média de Experimentos



## Característica da Curva de Desempenho

- bom desempenho no início da evolução
- pouco ou nenhum desempenho no final

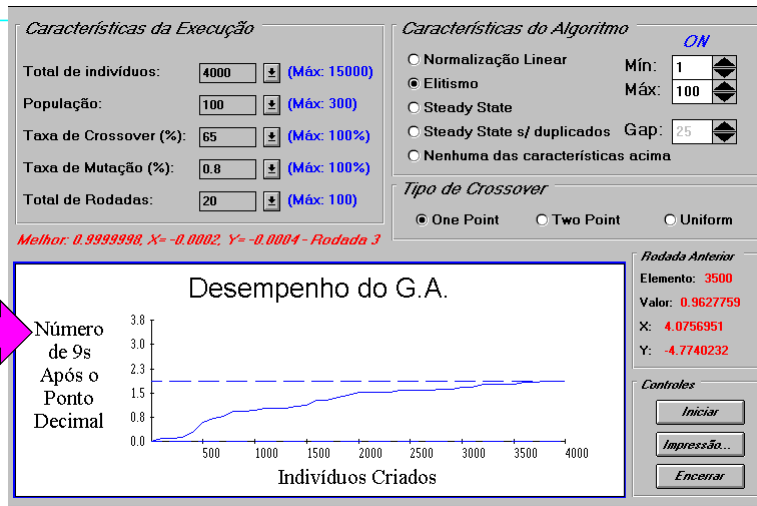


## Curva Média de Experimentos para $F6(x,y)$

- Usamos o número de dígitos 9 após o ponto decimal para distinguir avaliações muito próximas de 1,00 .
- Exemplo:

Avaliação	dígitos 9
0,99873578	2
0,82435787	0
0,99995432	4

# ICADEMO



39

- Módulo de Avaliação**

Função de Avaliação:

Função binária  $F_6$

- Módulo de População**

Técnica de Representação:

Binária 44 bits

Técnica Inicialização da População:

Aleatória

Técnica Eliminação da População:

Elimina todos

Técnica de Reprodução:

Troca da geração

Técnica de Seleção de Genitores:

Roleta

Técnica de Aptidão:

Aptidão é a avaliação

Técnica de Parametrização:

Nenhuma

Técnica de Elitismo:

Nenhuma

Population Size:

100

Total de Indivíduos:

4000

- Módulo de Reprodução**

Técnica de Seleção de Operadores:

Use todos

Operadores:

Crossover 1 ponto & Mutação

Taxa Mutação:

0,008

Taxa Crossover:

0,65

Técnica de Parametrização:

nenhuma

**GA1-1**

**ICADEMO**



40

## Novas Técnicas e Parâmetros

- Técnicas de Aptidão
- Elitismo
- Reprodução Steady State
- Ajuste dos Parâmetros



41

- **Módulo de Avaliação**

Função de Avaliação:

*Função binária  $F_6$*

- **Módulo de População**

Técnica de Representação:

*Binária 44 bits*

Técnica Inicialização da População:

*Aleatória*

↑ Técnica Eliminação da População:

*Elimina o último*

↑ Técnica de Reprodução:

*Steady State s/ duplicados*

Técnica de Seleção de Genitores:

*Roleta*

↑ Técnica de Aptidão:

*Normalização Linear (100 a 1)*

Técnica de Parametrização:

*Nenhuma*

Técnica de Elitismo:

*Nenhuma*

*Population Size:*

*100*

*Total de Indivíduos:*

*4000*

- **Módulo de Reprodução**

Técnica de Seleção de Operadores:

*Use todos*

Operadores:

*Crossover 1 ponto & Mutação*

↑ *Taxa Mutação:*

*0,04*

↑ *Taxa Crossover:*

*0,8*

Técnica de Parametrização:

*nenhuma*

**GA2-1 a  
GA2-5**



42

## Medida de Aptidão

- O que ocorre se alterarmos a F6 para:

$$F6(x,y) = 0,5 - \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0,5}{(1,0 + 0,001 (x^2 + y^2))^2}$$

## Medida de Aptidão

- O que ocorre se alterarmos a F6 para:

$$F6_{Elevada}(x,y) = 999,5 - \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0,5}{(1,0 + 0,001 (x^2 + y^2))^2}$$

- Formato F6 = formato F6 elevada
- Melhor cromossoma para F6 = melhor para F6 elevada
- Avaliação de F6 elevada = avaliação F6 + 999

→ Todavia, GA 1-1 para  $F6_{Elevada}$  não apresenta desempenho algum.  
→ PORQUE?

## Aptidão = Avaliação

$A_i = f_i$  : aptidão do indivíduo  $i$

$p_i = A_i / A_T = f_i / \sum f_j$  : chances de seleção de  $i$

*há pop\_size sorteios, então*

$D_i = p_i \times \text{pop\_size} = (f_i \times \text{pop\_size}) / \sum f_j =$

$D_i = f_i / f_{AV}$  : número provável de sorteios de  $i$ , ou  
número de descendentes na próxima  
geração



45

- F6 avaliação
- best 0,979
- worst 0,066
- average 0,514

- $D_{\text{best}} = 1,905$

- $D_{\text{worst}} = 0,128$

→ forte pressão seletiva em favor do melhor

- F6<sub>Elevada</sub> avaliação
- best 999,979
- worst 999,066
- average 999,514

- $D_{\text{best}} = 1,0005$

- $D_{\text{worst}} = 0,9996$

→ melhor e pior cromossomas vão gerar o mesmo número de descendentes

*O efeito da seleção é quase nulo porque as avaliações estão relativamente muito próximas.*



46

## Técnicas de Aptidão

- Aptidão é a Avaliação

$$A_i = f_i$$

Exemplo:  $A_i = 999,979$

- Windowing

– subtrair uma constante dos valores de  $f_i$

- Normalização Linear

– atribuir valores a  $A_i$  baseados no rank do cromossoma



47

## Windowing

- Obtenha a avaliação mínima na população.
- Atribua a cada cromossoma  $i$  uma aptidão igual a:

$$A_i = (f_i - A_{\text{mín}})$$

- Opcionalmente, atribua uma **aptidão mínima de “sobrevivência”**, maior que a aptidão mínima calculada, como garantia de reprodução para os cromossomas menos aptos.

- Exemplo:

$$A_i = (999,979 - 999,066) = 0,913$$



48



## Normalização Linear

- Coloque os pop\_size cromossomas em ordem decrescente de avaliação (i=1 é o menos apto).
- Crie aptidões, partindo de um valor **mín** e crescendo linearmente até o valor **máx**.
- Os valores de **máx** e **mín** (ou a constante de incremento) são parâmetros da técnica.

$$A_i = \text{mín} + \frac{(\text{máx} - \text{mín})}{\text{pop\_size} - 1} \times (i - 1)$$



- Quanto maior a constante de incremento, maior a pressão seletiva sobre os melhores.

49

## Exemplo Comparativo

Rank dos cromossomas

Avaliação original

Aptidão é avaliação

Normalização Linear, taxa=10

Normalização Linear, taxa=20

Windowing

6	5	4	3	2	1
200	9	8	7	4	1
200	9	8	7	4	1
60	50	40	30	20	10
101	81	61	41	21	1
199	8	7	6	3	0

- **SUPER INDIVÍDUO:** cromossoma 6

•poucas chance de recombinação com outros indivíduos; elimina competidores em poucas gerações; rápida convergência.



- **COMPETIÇÃO PRÓXIMA:** entre cromossomas 3, 4 e 5

•é preciso aumentar a pressão seletiva sobre os melhores

50

- **Módulo de Avaliação**  
Função de Avaliação: *Função binária  $F_6$*
- **Módulo de População**  
Técnica de Representação: *Binária 44 bits*  
Técnica Inicialização da População: *Aleatória*  
Técnica Eliminação da População: *Elimina todos*  
Técnica de Reprodução: *Troca da geração*  
Técnica de Seleção de Genitores: *Roleta*  
 ↑ Técnica de Aptidão: *Normalização Linear (100 a 1)*  
 Técnica de Parametrização: *Nenhuma*  
 Técnica de Elitismo: *Nenhuma*  
     *Population Size:* *100*  
     *Total de Indivíduos:* *4000*
- **Módulo de Reprodução**  
Técnica de Seleção de Operadores: *Use todos*  
Operadores: *Crossover 1 ponto & Mutação*  
     *Taxa Mutação:* *0,008*  
     *Taxa Crossover:* *0,65*  
 Técnica de Parametrização: *nenhuma*

**GA2-1**

**ICADEMO**



51

## Elitismo

- Melhor cromossoma de  $P(t)$  é copiado em  $P(t+1)$ , após o mutação e crossover.
- Reduz o efeito aleatório do processo seletivo.
- Garante que o melhor indivíduo da próxima geração é melhor ou igual ao da geração anterior.




52

**GA2-2**


**ICADEMO**

<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Módulo de Avaliação</b> Função de Avaliação:</li> <li>• <b>Módulo de População</b> Técnica de Representação: Técnica Inicialização da População: Técnica Eliminação da População: Técnica de Reprodução: Técnica de Seleção de Genitores:  <ul style="list-style-type: none"> <li>↑ Técnica de Aptidão:</li> <li>Técnica de Parametrização:</li> <li>↑ Técnica de Elitismo:</li> </ul> </li> <li>• <b>Módulo de Reprodução</b> Técnica de Seleção de Operadores: Operadores:  <ul style="list-style-type: none"> <li>Taxa Mutação:</li> <li>Taxa Crossover:</li> </ul> </li> <li>Técnica de Parametrização:</li> </ul>	<p><i>Função binária <math>F_6</math></i></p> <p><i>Binária 44 bits</i></p> <p><i>Aleatória</i></p> <p><i>Elimina todos</i></p> <p><i>Troca da geração</i></p> <p><i>Roleta</i></p> <p><i>Normalização Linear (100 a 1)</i></p> <p><i>Nenhuma</i></p> <p><i>Copia o melhor</i></p> <p><i>100</i></p> <p><i>4000</i></p> <p><i>Use todos</i></p> <p><i>Crossover 1 ponto &amp; Mutação</i></p> <p><i>0,008</i></p> <p><i>0,65</i></p> <p><i>nenhuma</i></p>
--	--


53

## Algoritmo Genético Tradicional

- Representação Binária
- Reprodução com substituição da população
- Elitismo
- Normalização Linear
- Crossover de 1 ponto e Mutação
  - Algoritmo de partida em aplicações
  - Apresenta bom desempenho em vários problemas


54

## Reprodução Steady State

- Substituição parcial de indivíduos a cada geração
- Bons indivíduos (material genético) são preservados, garantindo mais chances de reprodução
- Indivíduos mantidos não precisam ser reavaliados
- Método:
  - Crie  $n$  filhos (seleção+crossover+mutaç o)
  - Elimine os  $n$  piores membros da popula  o
  - Avalie e introduza os filhos na popula  o
- **GAP** = fra  o da popula  o que   **trocada**
- GAP determina rela  o: **exploitation x exploration**

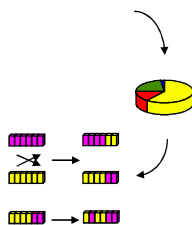


55

## Exemplo de Steady State

C19	120
C18	110
C17	100
C16	99
C15	95
C14	81
C13	76
C12	67
C11	58
C10	44
C9	42
C8	36
C7	22
C6	20
C5	19
C4	17
C3	10
C2	8
C1	5

avalia  es  
de P(t)



38
6
121
88
58
17

crie  $n$   
novos



120
110
100
99
95
81
76
67
58
44
42
36
22
38
6
121
88
58
17

substitua os  $n$   
piores

ordena

121
120
110
100
99
95
81
88
76
67
58
58
44
42
38
36
22
17
6

avalia  es  
de P(t+1)



56

- **Módulo de Avaliação**  
Função de Avaliação: *Função binária  $F_6$*
- **Módulo de População**  
Técnica de Representação: *Binária 44 bits*  
Técnica Inicialização da População: *Aleatória*  
  - ↑ Técnica Eliminação da População: *Elimina o último*
  - ↑ Técnica de Reprodução: *Steady State*  
*Gap* *Testar de 5 em 5*
Técnica de Seleção de Genitores: *Roleta*  
  - ↑ Técnica de Aptidão: *Normalização Linear (100 a 1)*
Técnica de Parametrização: *Nenhuma*  
*Population Size:* *100*  
*Total de Indivíduos:* *4000*
- **Módulo de Reprodução**  
Técnica de Seleção de Operadores: *Use todos*  
Operadores: *Crossover 1 ponto & Mutação*  
*Taxa Mutação:* *0,008*  
*Taxa Crossover:* *0,65*  
Técnica de Parametrização: *nenhuma*

**GA2-3**

**ICADEMO**



57

## Steady State sem Duplicados

- Substituição parcial de indivíduos com **exclusão de duplicados**
- Evita os **duplicados que são mais frequentes** com steady state (populações mais estáticas)
- Maior **eficiência do paralelismo** de busca, garantindo pop\_size indivíduos diferentes
- Descendentes duplicados são desprezados
- Maior **overhead para teste** de igualdade



58

## Novos Técnicas, Parâmetros e Operadores

- Crossover de 2 pontos
- Crossover Uniforme
- Operadores Independentes e Seleção de Operadores
- Interpolação dos Parâmetros



59

- |   |   |                              |
|---|---|------------------------------|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Módulo de Avaliação</b><br/>Função de Avaliação:</li> <li>• <b>Módulo de População</b><br/>Técnica de Representação:<br/>Técnica Inicialização da População:<br/>Técnica Eliminação da População:<br/>Técnica de Reprodução:<br/>Gap<br/>Técnica de Seleção de Genitores:<br/>Técnica de Aptidão:<br/>↑ Técnica de Parametrização:<br/>Population Size:<br/>Total de Indivíduos:</li> <li>• <b>Módulo de Reprodução</b><br/>↑ Técnica de Seleção de Operadores:<br/>↑ Operadores:<br/>↑<br/>Taxa Mutação:<br/>Taxa Crossover:<br/>↑ Técnica de Parametrização:<br/>↑</li> </ul> | <p><i>Função binária <math>F_6</math></i></p> <p><i>Binária 44 bits</i></p> <p><i>Aleatória</i></p> <p><i>Elimina o último</i></p> <p><i>Steady State s/ duplicados</i></p> <p><i>Testar de 5 em 5</i></p> <p><i>Roleta</i></p> <p><i>Normalização Linear (100 a 1)</i></p> <p><i>Interpolar taxa de incremento (de 0,2 a 1,2)</i></p> <p><i>100</i></p> <p><i>4000</i></p> <p><i>Roleta</i></p> <p><i>Crossover Uniforme</i></p> <p><i>Mutação</i></p> <p><i>0,03</i></p> <p><i>1</i></p> <p><i>Interpolar Pesos dos Operadores</i></p> <p><i>de (70 30) a (50 50)</i></p> | <p><b>GA3-1 a GA 3-3</b></p> |
|---|---|------------------------------|



60

## Crossover de 2 Pontos

- Semelhante ao crossover de 1 ponto
- 2 pontos são escolhidos aleatoriamente
- Crossover de 1 ponto não consegue combinar todos os padrões de dois genitores

$P_1$	1	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1
$P_2$	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0

↓ pontos de corte ↓

$P_1$	1	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1
$P_2$	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0

$F_1$	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1
$F_2$	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0

61

## Crossover Uniforme

- A contribuição de cada genitor é decidida aleatoriamente por um padrão (máscara de bits)
- $F_1 = P_1$  onde padrão é '1' e  $= P_2$  onde padrão é '0'
- $F_2 = P_2$  onde padrão é '1' e  $= P_1$  onde padrão é '0'
- Capacidade de combinar quaisquer padrões

$P_1$	1	0	0	1	0	1	1
$P_2$	0	1	0	1	1	0	1

Padrão	1	1	0	1	0	0	1
--------	---	---	---	---	---	---	---

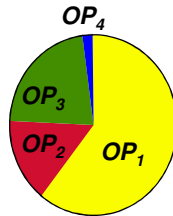
  

$F_1$	1	0	0	1	1	0	1
$F_2$	0	1	0	1	0	1	1

62

# Operadores Independentes

- GAs podem incorporar diversos operadores genéticos.
- **Qual operador usar** a cada instante?
- Operadores não devem ser usados todos, com a mesma intensidade a cada fase da evolução
  - *mais crossover no início e mais mutação no final da evolução.*
- **Solução:** uma **roleta** sorteia **um operador** a cada reprodução.
- **Pesos** (chances) dos operadores são parâmetros do algoritmo.



- **Módulo de Avaliação**  
Função de Avaliação:
- **Módulo de População**  
Técnica de Representação:  
Técnica Inicialização da População:  
Técnica Eliminação da População:  
Técnica de Reprodução:  
Gap  
Técnica de Seleção de Genitores:  
Técnica de Aptidão:  
Técnica de Parametrização:  
Population Size:  
Total de Indivíduos:
- **Módulo de Reprodução**  
↑ Técnica de Seleção de Operadores:  
↑ Operadores:  
↑  
Taxa Mutação:  
Taxa Crossover:  
Técnica de Parametrização:  
↑ Pesos

Função binária  $F_6$

Binária 44 bits

Aleatória

Elimina o último

Steady State s/ duplicados

Testar de 5 em 5

Roleta

Normalização Linear (100 a 1)

Nenhuma

100

4000

Roleta

Crossover 2 pontos

Mutação

0,03

1

Nenhuma

(50 50)

**GA3-1**

**ICADENIO**



- **Módulo de Avaliação**  
Função de Avaliação: *Função binária  $F_6$*
- **Módulo de População**  
Técnica de Representação: *Binária 44 bits*  
Técnica Inicialização da População: *Aleatória*  
Técnica Eliminação da População: *Elimina o último*  
Técnica de Reprodução: *Steady State s/ duplicados*  
Gap: *Testar de 5 em 5*  
Técnica de Seleção de Genitores: *Roleta*  
Técnica de Aptidão: *Normalização Linear (100 a 1)*  
Técnica de Parametrização: *Nenhuma*  
Population Size: *100*  
Total de Indivíduos: *4000*
- **Módulo de Reprodução**  
↑ Técnica de Seleção de Operadores: *Roleta*  
↑ Operadores: *Crossover Uniforme*  
↑ *Mutação*  
Taxa Mutação: *0,03*  
Taxa Crossover: *1*  
Técnica de Parametrização: *Nenhuma*  
↑ Pesos: *(50 50)*

**GA3-2**

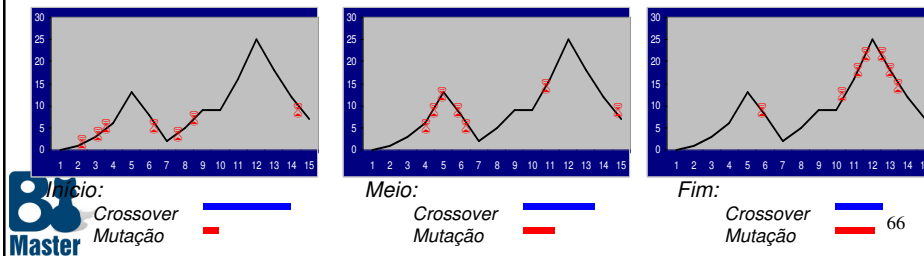
**ICADENIO**



65

## Desempenho

- Aspectos importantes:
  - convergência do GA
  - proximidade dos melhores cromossomas a um mínimo local
  - diversidade da população
  - valores dos parâmetros do GA
- Exemplo: variação da aptidão dos operadores durante evolução.



## Interpolação de Parâmetros

- **Variação dos parâmetros** do GA durante a execução, de modo a alcançar maior desempenho.
- Parâmetros:
  - taxa de crossover
  - taxa de mutação
  - taxa incremento da normalização da aptidão
  - pesos dos operadores, etc
- Interpolação linear define:
  - valores **inicial e final do parâmetro e frequência** de ajuste.



67

- |   |   |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Módulo de Avaliação</b><br/>Função de Avaliação:</li> <li>• <b>Módulo de População</b><br/>Técnica de Representação:<br/>Técnica Inicialização da População:<br/>Técnica Eliminação da População:<br/>Técnica de Reprodução:<br/>Gap<br/>Técnica de Seleção de Genitores:<br/>Técnica de Aptidão:<br/>↑ Técnica de Parametrização:<br/>Population Size:<br/>Total de Indivíduos:</li> <li>• <b>Módulo de Reprodução</b><br/>↑ Técnica de Seleção de Operadores:<br/>↑ Operadores:<br/>↑<br/>Taxa Mutação:<br/>Taxa Crossover:<br/>↑ Técnica de Parametrização:<br/>↑</li> </ul> | <p><i>Função binária <math>F_6</math></i></p> <p><i>Binária 44 bits</i></p> <p><i>Aleatória</i></p> <p><i>Elimina o último</i></p> <p><i>Steady State s/ duplicados</i></p> <p><i>Testar de 5 em 5</i></p> <p><i>Roleta</i></p> <p><i>Normalização Linear (100 a 1)</i></p> <p><i>Interpolar taxa de incremento (de 0,2 a 1,2)</i></p> <p><i>100</i></p> <p><i>4000</i></p> <p><i>Roleta</i></p> <p><i>Crossover Uniforme</i></p> <p><i>Mutação</i></p> <p><i>0,03</i></p> <p><i>1</i></p> <p><i>Interpolar Pesos dos Operadores</i></p> <p><i>de (70 30) a (50 50)</i></p> |
|---|---|

**GA3-3**



68

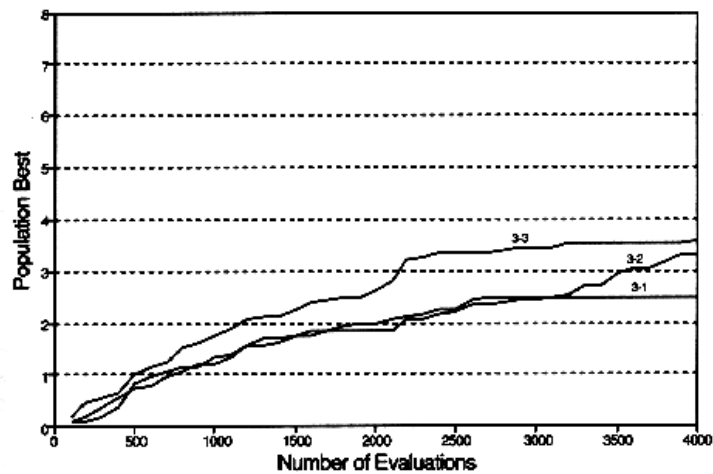


Figure 3.1: Performance curves for GA 3-1, GA 3-2, and GA 3-3 on binary f6

69

## GA: Melhores resultados

- Durante a modelagem utilizamos **média de experimentos para ajuste de parâmetros**.
- Exemplo:
  1. **Média de Experimentos**, dos melhores por geração de pop\_size indivíduos.
  2. **Curva Off-Line** (valor médio das avaliações dos melhores indivíduos encontrados a cada geração na geração t)
- Os gráficos mostram o **desempenho médio do GA**.
- Para um GA em produção, deseja-se **desempenho igual ou superior à média**, num único experimento (rodada).
- Todavia, um único experimento não garante resultados médios.
- Questão: **Como garantir que uma única rodada ofereça desempenho igual ou superior à média?**



70

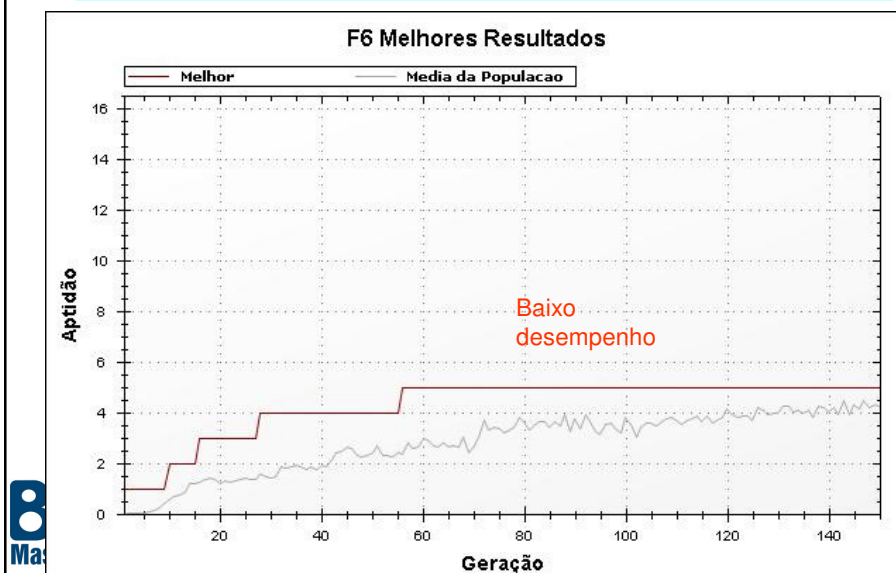
## GA: Melhores resultados

- Melhor desempenho ocorre quando todos os **parâmetros seguem trajetória ótima** (ajuste durante evolução).
- **Parâmetros fixos ou com ajustes lineares** (interpolação) não garantem trajetória ótima.
- Há pesquisas em ajuste ótimo de parâmetros.
- Alternativa prática é **aumentar drasticamente a diversidade** da população quando GA está convergindo:
  1. **Alta Taxa de Mutação no final da evolução (c/elitismo)**
  2. **Reinicializar a população** mantendo-se os N melhores indivíduos. Equivalente a **realizar K ( $K < 4$ ) experimentos consecutivos aproveitando sementes do experimento anterior**

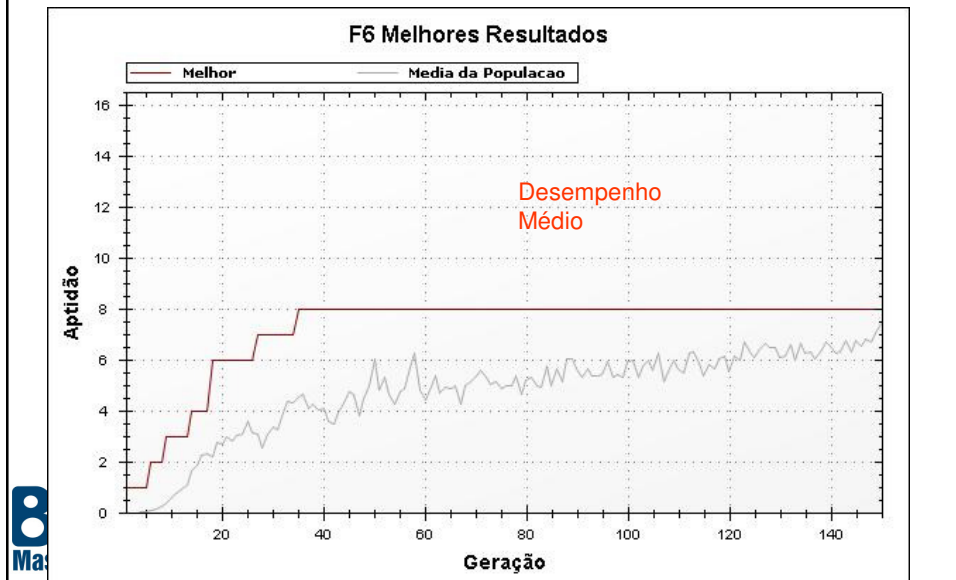


71

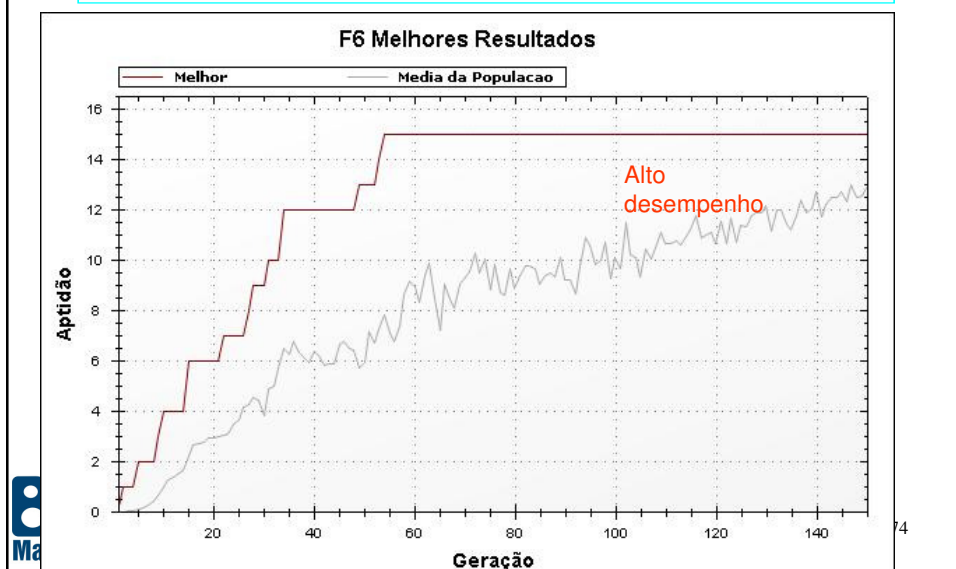
## F6: 1 experimento, 150 gerações



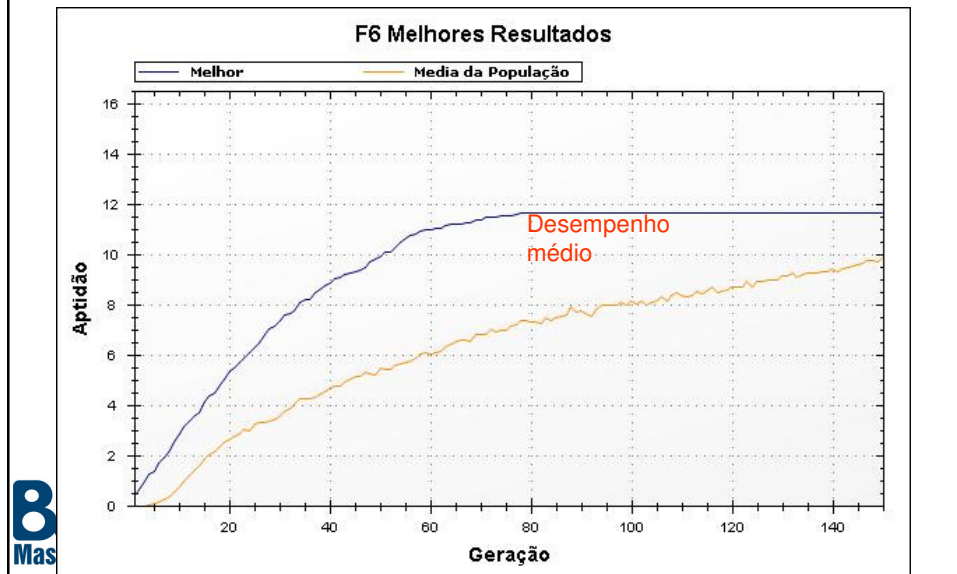
## F6: 1 experimento, 150 gerações



## F6: 1 experimento, 150 gerações



## F6: Média 5 experimentos



## F6: 3 experimentos com 5 sementes

