

Componentes de um Algoritmo Genético

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



1. PROBLEMA

GAs são indicados em problemas complexos de otimização- onde se busca uma solução melhor:

- **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.**



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 ➔ **sucesso, evolução**



2. REPRESENTAÇÃO

Método de Solução ↔ Representação

- | | |
|------------|--------------------|
| – Numérico | – Binário, Real |
| – Ordem | – Lista |
| – Grupo | – Vetor |
| – Inteiro | – Inteiro |
| – Misto | – Ex: Real e Lista |



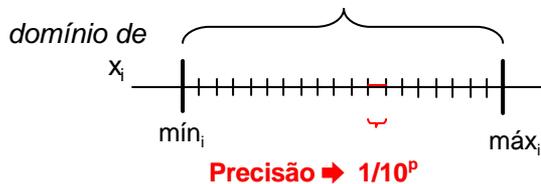
BINÁRIO CODIFICANDO REAL

O binário é um contador de unidades de precisão

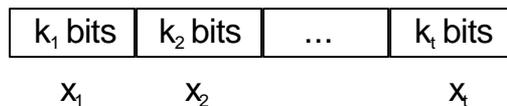
Aspectos importantes:

- ★ **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



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:

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

se $x_{i \text{ bin}} = (0 \ 0 \ \dots \ 0)$ \rightarrow $x_{i \text{ real}} = \text{mín}_i$
se $x_{i \text{ bin}} = (1 \ 1 \ \dots \ 1)$ \rightarrow $x_{i \text{ real}} = \text{máx}_i$



REPRESENTAÇÃO BINÁRIA

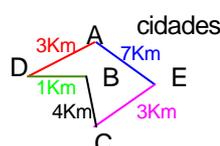
- ☀ simples de criar e manipular
- ☀ produz bons resultados
- ☀ facilita aplicações de operadores
- ☀ fácil decodificação numérica (inteiro,real)
- ☀ facilita a demonstração de teoremas
- ☀ porém, nem sempre é adequada



3. DECODIFICAÇÃO

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

Cromossomas “representam” soluções.

<u>Cromossoma</u>	<u>Transformação</u>	<u>Solução</u>
0011011	bin → inteiro	$x=27$
0011011	$x=27 \times 10/2^7 - 1$	$x=2,1 \quad x \in [0,10]$ 1 casa decimal
ADBCE		$A \rightarrow D \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow E$ ($\Sigma \text{dist.} = 18$)

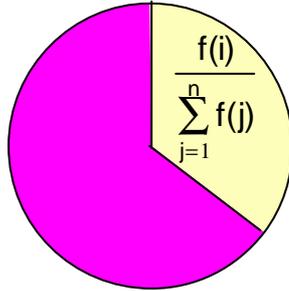


4. AVALIAÇÃO

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. **Inversão**
4. **Operadores específicos ao problema**



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



7. PARÂMETROS

- TAMANHO_POPULAÇÃO
- TOTAL_INDIVÍDUOS
- NÚMERO_GERAÇÕES
- TAXA_CROSSOVER
- TAXA_MUTAÇÃO
- APTIDÃO_OPERADORES
- ETC.



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

end



Sistemas de Desenvolvimento

-  ● **ICADEMO**
- **Genesis, Genesys**
-  ● **WinGenesis**
- **GENOCOP**
- **GeneHunter**
- **Evolver 4.0**
- **Escapade**
- **Sugal**
-  ● **Bibliotecas específicas (C, Pascal, etc)**
-  – **TNA/C++**,



Algoritmos Genéticos

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



- **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

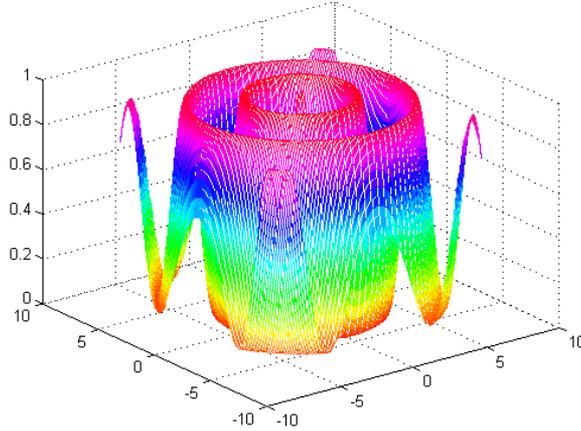
Técnica de Parametrização:

nenhuma

GA1-1

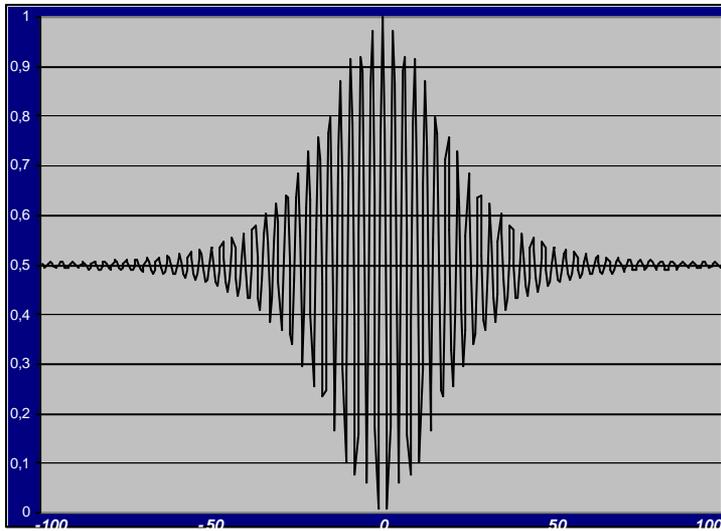


Função F6



Função $F6(x,y)$

$F6(x,0)$



X

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**



Representação

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



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

- **Subtraídos de mín:**

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

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

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



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*



Parâmetros

- Tamanho da População: Exemplo
pop_size 100
- Número de Gerações:
num_ger 40
- Total de Indivíduos:
total_ind = pop_size x num_ger 4000



Parâmetros

- Tamanho da População: Exemplo
pop_size 1000
- Número de Gerações:
num_ger 4
- Total de Indivíduos:
total_ind = pop_size x num_ger 4000



Parâmetros

- Tamanho da População: Exemplo
pop_size 10
- Número de Gerações:
num_ger 400
- Total de Indivíduos:
total_ind = pop_size x num_ger 4000



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.

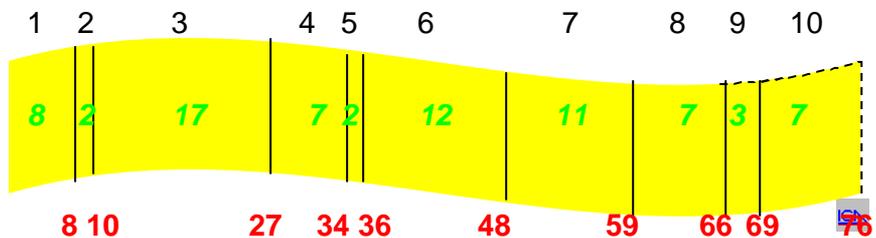
$$\sum A_i \geq \text{rand} \quad (i < k)$$



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
à 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 o primeiro operador 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**

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	0	1	0	0,768	0,473	0,894	0,001	0	0	1	1

Crossover

- Partes de dois cromossomas genitores são trocadas a partir de uma 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 ↗



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



Análise de Desempenho

- **Melhor de um Experimento (valor)**
- **Curva dos Melhores por Geração**
- **Curva da Média de Melhores de Vários Experimentos**



Média de Experimentos

- Calcula a 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 modelo de GA.

$$\bar{A}(t) = \frac{\sum_{e=1}^{\#_Experimentos} A_e(t)}{\#_Experimentos} \quad 1 \leq e \leq \#_Experimentos$$

t: geração

$A_e(t)$: aptidão do melhor indivíduo em t no experimento e

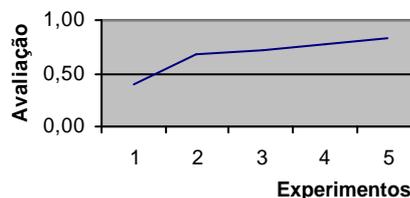
$\bar{A}(t)$: média em $\#_Experimentos$ das aptidões dos melhores indivíduos a cada geração t



Média de Experimentos

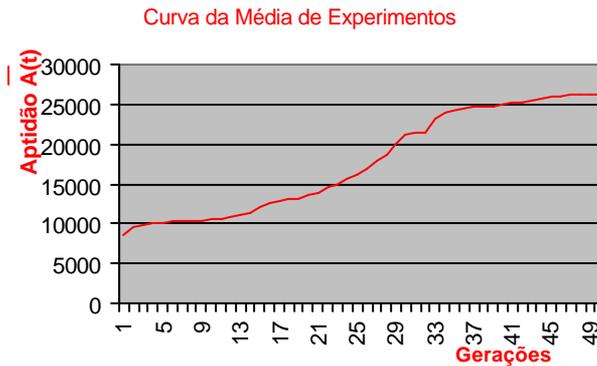
	Experimentos				
	Melhores nas gerações				
	1a.	2a.	3a.	4a.	Média
ger 1	0,6	0,5	0,8	0,5	0,60
ger 2	0,7	0,5	0,8	0,7	0,68
ger 3	0,7	0,6	0,9	0,7	0,73
ger 4	0,8	0,6	0,9	0,8	0,78

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

Características da Execução

Total de indivíduos: (Máx: 15000)

População: (Máx: 300)

Taxa de Crossover (%): (Máx: 100%)

Taxa de Mutação (%): (Máx: 100%)

Total de Rodadas: (Máx: 100)

Características do Algoritmo ON

Normalização Linear

Elitismo

Steady State

Steady State s/ duplicados

Nenhuma das características acima

Mín: Máx:

Gap:

Tipo de Crossover

One Point Two Point Uniform

Melhor: 0.9999998, X=-0.0002, Y=-0.0004 - Rodada 3

Desempenho do G.A.

Número de 9s Após o Ponto Decimal

Indivíduos Criados

Rodada Anterior

Elemento: 3500

Valor: 0.9627759

X: 4.0756951

Y: -4.7740232

Controles

- **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



Novas Técnicas e Parâmetros

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



- **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**



Medida de Aptidão

- O que ocorre se alterarmos a F6 para:

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



Medida de Aptidão

- O que ocorre se alterarmos a F6 para:

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

- 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



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

● $D_{best} = 1,905$

● $D_{worst} = 0,128$

➔ forte pressão seletiva em favor do melhor

● F6_{Elevada} avaliação
best 999,979
worst 999,066
average 999,514

● $D_{best} = 1,0005$

● $D_{worst} = 0,9996$

➔ 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.



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



Windowing

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

$$A_i = (f_i - A_{\min})$$

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

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



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.



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
Avaliação original	200	9	8	7	4	1
Aptidão é avaliação	200	9	8	7	4	1
Normalização Linear, taxa=10	60	50	40	30	20	10
Normalização Linear, taxa=20	101	81	61	41	21	1
Windowing	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



- **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



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.



- **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:

Cópia o melhor

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

GA2-2

ICADEMO



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



Reprodução Steady State

- Substituição parcial de indivíduos a cada geração (mais elitista)
- Bons indivíduos (material genético) são preservados, garantindo mais chances de reprodução
- Método:
 - Crie n filhos (seleção+crossover+mutaç o)
 - Elimine os n piores membros da populaç o
 - Avalie e introduza os filhos na populaç o
- **GAP** = fraç o da populaç o que   trocada
- valor de GAP determina relaç o entre **exploitation e exploration**



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

avaliações
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

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

avaliações
de P(t+1)



- **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



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



Novos Técnicas, Parâmetros e Operadores

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



- **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:

Interpolar taxa de incremento (de 0,2 a 1,2)

Population Size:

100

Total de Indivíduos:

4000

- **Módulo de Reprodução**

⇒ Técnica de Seleção de Operadores:

Roleta

⇒ Operadores:

Crossover Uniforme

⇒

Mutação

Taxa Mutação:

0,04

Taxa Crossover:

0,8

⇒ Técnica de Parametrização:

Interpolar Pesos dos Operadores

⇒

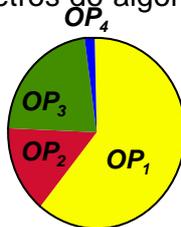
de (70 30) a (50 50)

**GA3-1 a
GA 3-3**



Operadores Independentes

- Determinados GAs podem incorporar diversos operadores genéticos.
- Operadores não devem ser usados todos, com a mesma intensidade, a cada fase da evolução (*por ex: mais crossover no início e mais mutação no final da evolução*).
- Uma **roleta** sorteia **um operador** a cada reprodução.
- Pesos (chances) dos operadores, iniciais e finais, e taxa de interpolação são parâmetros do algoritmo.



- **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 2 pontos

⇒

Mutação

Taxa Mutação:

0,01

Taxa Crossover:

0,7

Técnica de Parametrização:

Nenhuma

⇒ Pesos

(50 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 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:

0,01

Taxa Crossover:

0,7

Técnica de Parametrização:

Nenhuma

⇒ Pesos

(50 50)

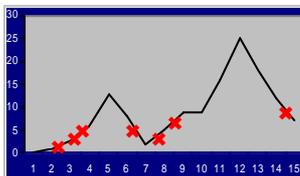


Desempenho

- Aspectos importantes:

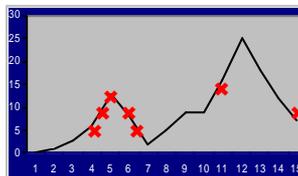
- convergência do GA
- proximidade dos melhores cromossomas a um mínimo local
- diversidade da população
- valores dos parâmetros do GA

- Exemplo: variação da aptidão dos operadores durante evolução.



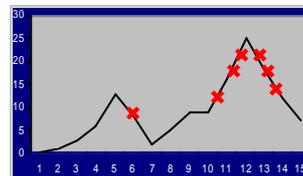
Início:

Crossover —
Mutação —



Meio:

Crossover —
Mutação —



Fim:

Crossover —
Mutação —



Interpolação de Parâmetros

- Consiste na **variação dos valores 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
 - aptidão dos operadores
- Interpolação define:
 - valores inicial e final do parâmetro e frequência de ajuste.



- **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:

Interpolar taxa de incremento (de 0,2 a 1,2)

Population Size:

100

Total de Indivíduos:

4000

- **Módulo de Reprodução**

⇒ Técnica de Seleção de Operadores:

Roleta

⇒ Operadores:

Crossover Uniforme

⇒

Mutação

Taxa Mutação:

0,01

Taxa Crossover:

0,7

⇒ Técnica de Parametrização:

Interpolar Pesos dos Operadores

⇒

de (70 30) a (50 50)



gráfico



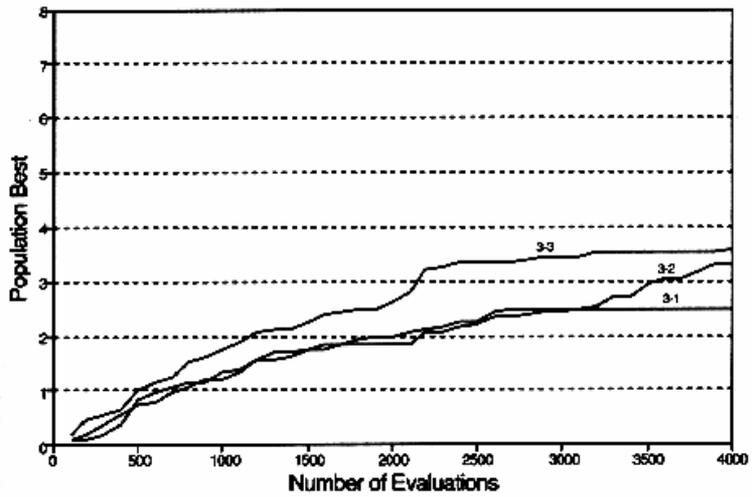


Figure 3.1: Performance curves for GA 3-1, GA 3-2, and GA 3-3 on binary f6