



FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL
DO VALE DO SÃO FRANCISCO

Algoritmo Genético

Inteligência Artificial

Professor: Rosalvo Ferreira de Oliveira Neto

1. Introdução
2. Conceitos Básicos
3. Aplicações
4. Algoritmo
5. Exemplo

- São técnicas de busca e otimização.
- É a metáfora da teoria da evolução das espécies iniciada pelo Fisiologista e Naturalista inglês Charles Darwin.
- Desenvolvido por John Holland (1975) e seus alunos.
- Popularizado por David Goldberg (1989).

- É a busca da melhor solução para um dado problema.
 - ◆ Consiste em tentar várias soluções e usar a informação obtida para conseguir soluções cada vez melhores.
- Exemplo de otimização:
 - ◆ Telespectador através de ajuste na antena da televisão otimiza a imagem buscando várias soluções até alcançar uma boa imagem.

- As técnicas de otimização, geralmente, apresentam:
 - **Espaço de busca:** onde estão todas as possíveis soluções do problema;
 - ♦ **Função objetivo:** utilizada para avaliar as soluções produzidas, associando a cada uma delas uma nota.

- É um algoritmo estocástico (não é determinístico).
- Trabalha com uma população de soluções simultaneamente.
- Utiliza apenas informações de custo e recompensa.
Não requer nenhuma outra informação auxiliar (como por exemplo o gradiente).

- São fáceis de serem implementados em computadores.
- Adaptam-se bem a computadores paralelos.
- São facilmente hibridizados com outras técnicas.
- Funcionam com parâmetros contínuos ou discretos.

1. Representação
2. Seleção
3. Reprodução

O primeiro aspecto para ser considerado para a utilização de um AG como ferramenta para a solução de problema é a representação desse problema em uma estrutura de dados na qual o algoritmo possa trabalhar adequadamente.

■ Cromossomo ou Genótipo

- ◆ Estrutura de dados que representa uma possível solução para o problema -> (Indivíduo).
- ◆ Os parâmetros do problema de otimização são representados por cadeias de valores.
- ◆ Exemplos:
 - Vetores de reais, (2.345, 4.3454, 5.1, 3.4)
 - Cadeias de bits, (111011011)
 - Vetores de inteiros, (1,4,2,5,2,8)
 - ou outra estrutura de dados.

■ Aptidão

- ♦ Nota associada ao indivíduo que avalia quão boa é a solução por ele representada.

■ Aptidão pode ser:

- ♦ Igual a função objetivo (raramente usado na prática).
- ♦ Resultado do **escalonamento** da função objetivo.
- ♦ Baseado no **ranking** do indivíduo da população.

O processo de seleção determina quais indivíduos da população podem participar da fase de reprodução. Os indivíduos são selecionados de acordo com uma probabilidade dada pelos seus índices ou notas de aptidão.

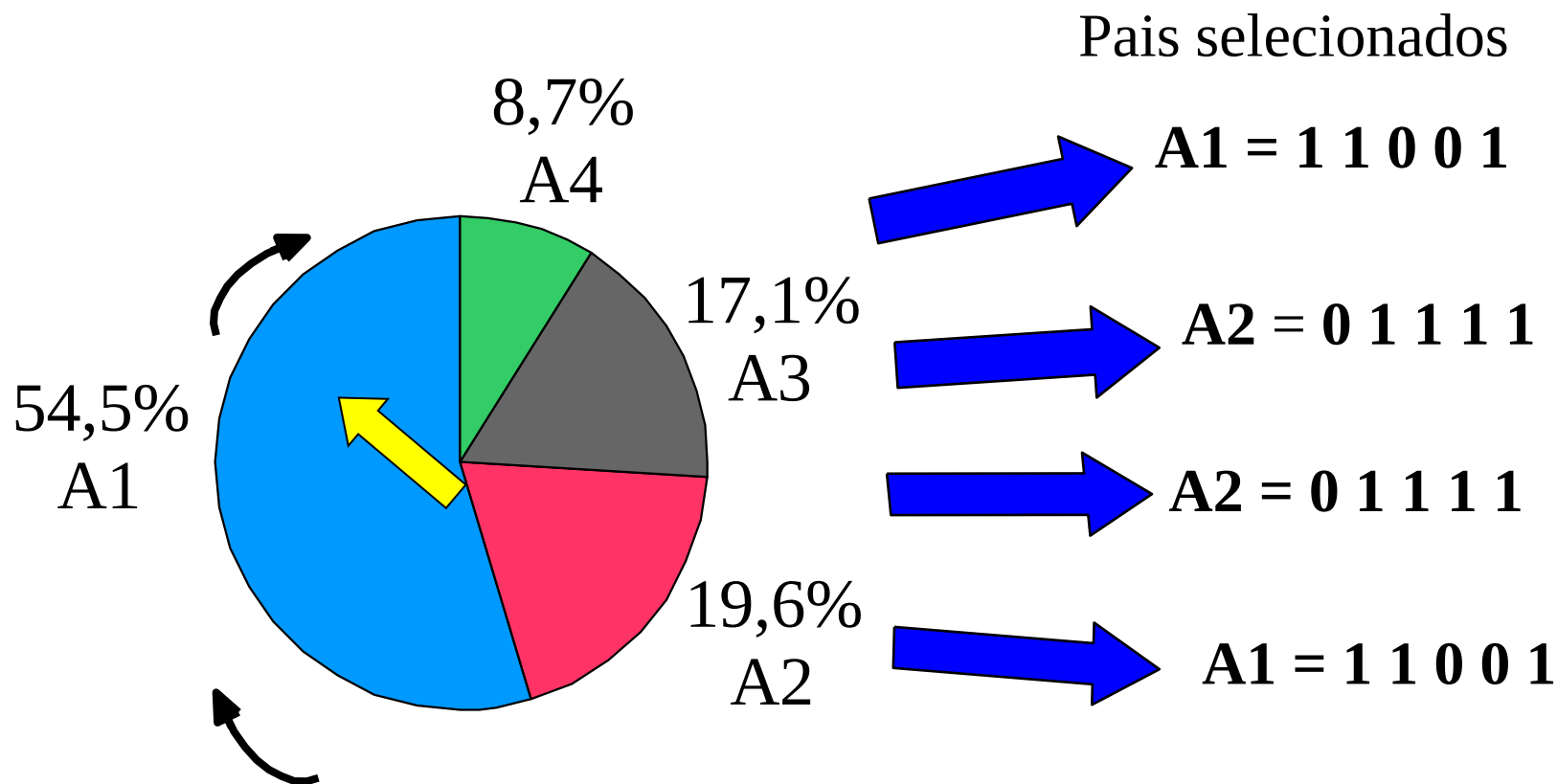
■ Seleção

- ◆ Imitação da seleção natural.
- ◆ Os melhores indivíduos (maior aptidão) são selecionados para gerar filhos.
- ◆ Dirige o AG para as melhores regiões do espaço de busca.

■ Tipos mais comuns de seleção

- ◆ Proporcional a aptidão.
- ◆ Torneio.

Seleção proporcional a aptidão (Roleta)



Seleção por Torneio

Escolhe-se n (tipicamente 2) indivíduos aleatoriamente da população e o melhor é selecionado.

Os indivíduos selecionados participam da fase de reprodução, na qual podem ser combinados ou modificados, produzindo indivíduos da próxima geração.

Os principais operadores de reprodução são:

- ♦ Cruzamento (Crossover)
- ♦ Mutação

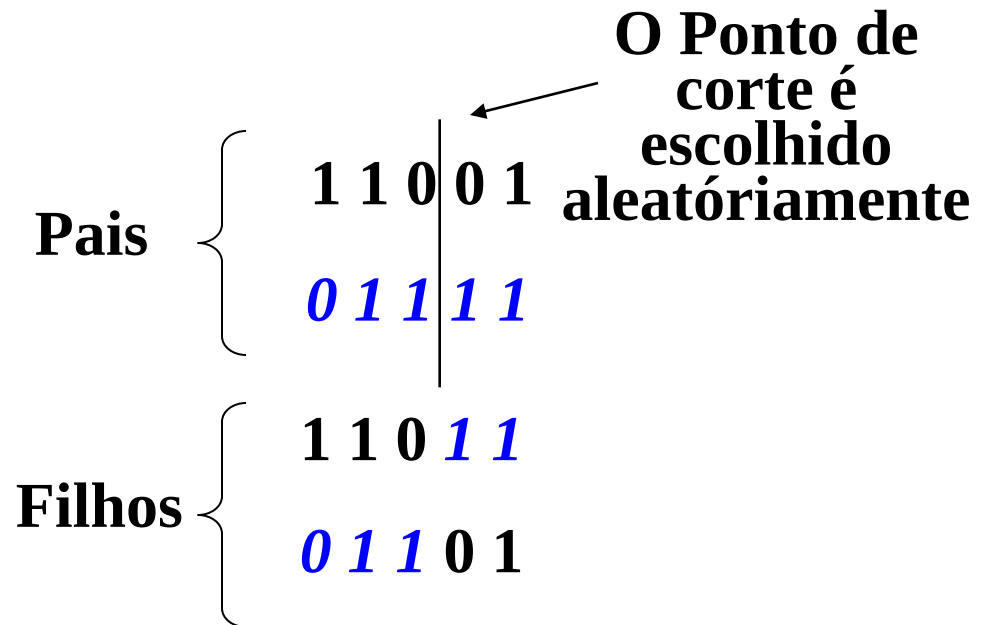
- Principais mecanismos de busca do AG.
- Permite explorar áreas desconhecidas do espaço de busca.

Tipos de Crossover

- Um-ponto;
- Multipontos;
- Uniforme.

Crossover de 1 ponto

O crossover é aplicado com uma dada probabilidade denominada *taxa de crossover* (60% a 90%)



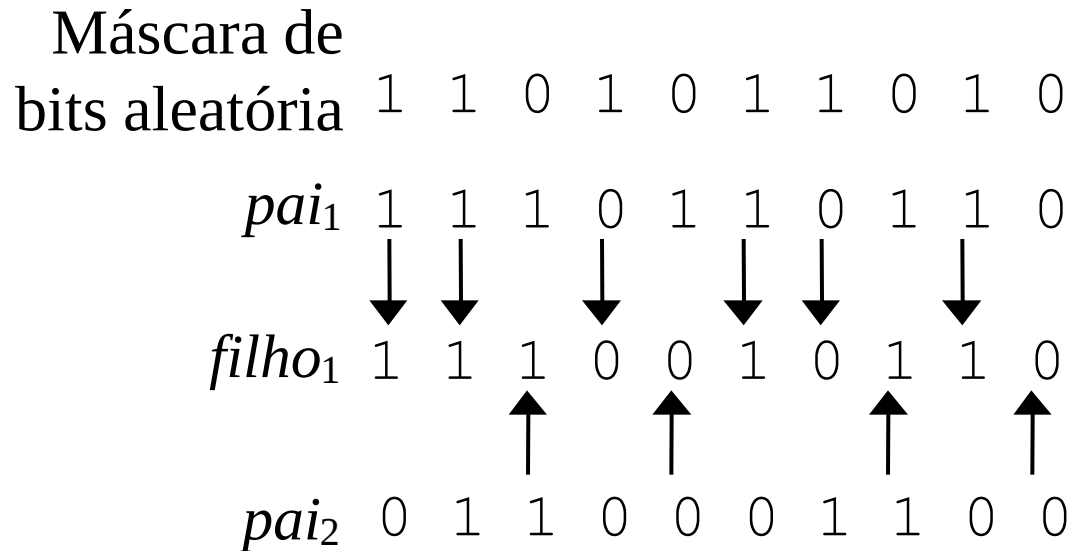
Se o crossover é aplicado os pais trocam suas caldas gerando dois filhos, caso contrário os dois filhos serão cópias exatas dos pais.

Crossover Multipontos

pai_1	101	010010	01010	01	001
pai_2	001	001110	00110	11	100
$filho_1$	101	001110	01010	11	001
$fillho_2$	001	010010	00110	01	100

Crossover de 4-pontos

Crossover Uniforme



O $filho_1$ tem 50% de chance de levar um bit do pai_1 e 50% de chance de levar um bit de pai_2

O $filho_2$ leva o que sobra de pai_1 e pai_2

Mutação inverte os valores dos bits.

A mutação é aplicada com dada probabilidade, denominada *taxa de mutação* ($\sim 1\%$), em cada um dos bits do cromossomo.

**Antes da
mutação** 0 1 1 0 1

Depois 0 0 1 0 1

Aqui, apenas o 2o.bit
passou no teste de
probabilidade

A taxa de mutação não deve ser nem alta nem baixa, mas o suficiente para assegurar a diversidade de cromossomos na população.

- O crossover ou mutação podem destruir o melhor indivíduo.
- Por que perder a melhor solução encontrada?
- Elitismo transfere a cópia do melhor indivíduo para a geração seguinte.

Critérios de Parada

- Número de gerações.
- Encontrou a solução (quando esta é conhecida).
- Convergência
 - ◆ nas últimas k gerações não houve melhora da na aptidão
 - Média
 - Máxima

- AG manipula uma população de indivíduos;
- Indivíduos são possíveis soluções do problema;
- Os indivíduos são combinados (crossover) uns com os outros, produzindo filhos que podem sofrer ou não mutação;
- As populações evoluem através de sucessivas gerações até encontrar a solução ótima.

1. Gerar a população inicial.
2. Avaliar cada indivíduo da população.
3. Enquanto critério de parada não for satisfeito faça
 - 3.1 Selecionar os indivíduos mais aptos.
 - 3.2 Criar novos indivíduos aplicando os operadores:
Crossover
Mutaç o.
 - 3.3 Armazenar os novos indivíduos em uma
nova população.
 - 3.4 Avaliar cada cromossomo da nova população.

- Em problemas difíceis de otimização, quando não existe nenhuma outra técnica específica para resolver o problema.
- Otimização de funções numéricas em geral
- Otimização combinatória
 - ◆ Problema do caixeiro viajante
 - ◆ Alocação de recursos
- Aprendizado de Máquina

Problema

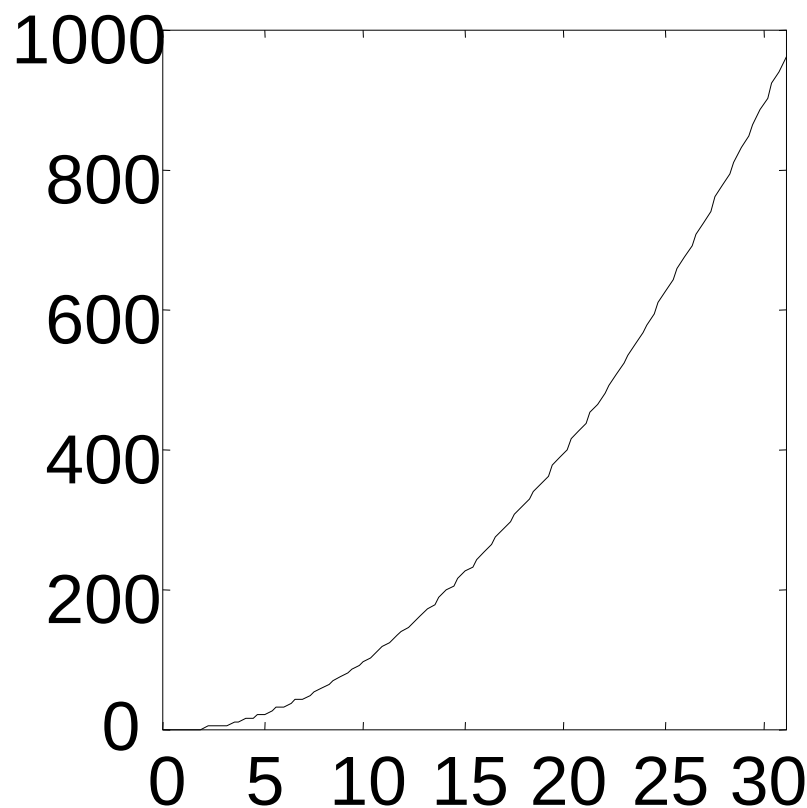
Problema: Use um AG para encontrar o ponto máximo da função:

$$f(x) = x^2$$

com x sujeito as seguintes restrições:

$$0 \leq x \leq 31$$

x é inteiro



- Cromossomos binários com 5 bits:
 - $0 = 00000$
 - $31 = 11111$
- Aptidão
 - ◆ Neste problema, a aptidão pode ser a própria função objetivo.
 - ◆ Exemplo:

$$\text{aptidão}(00011) = f(3) = 9$$

População Inicial do Problema

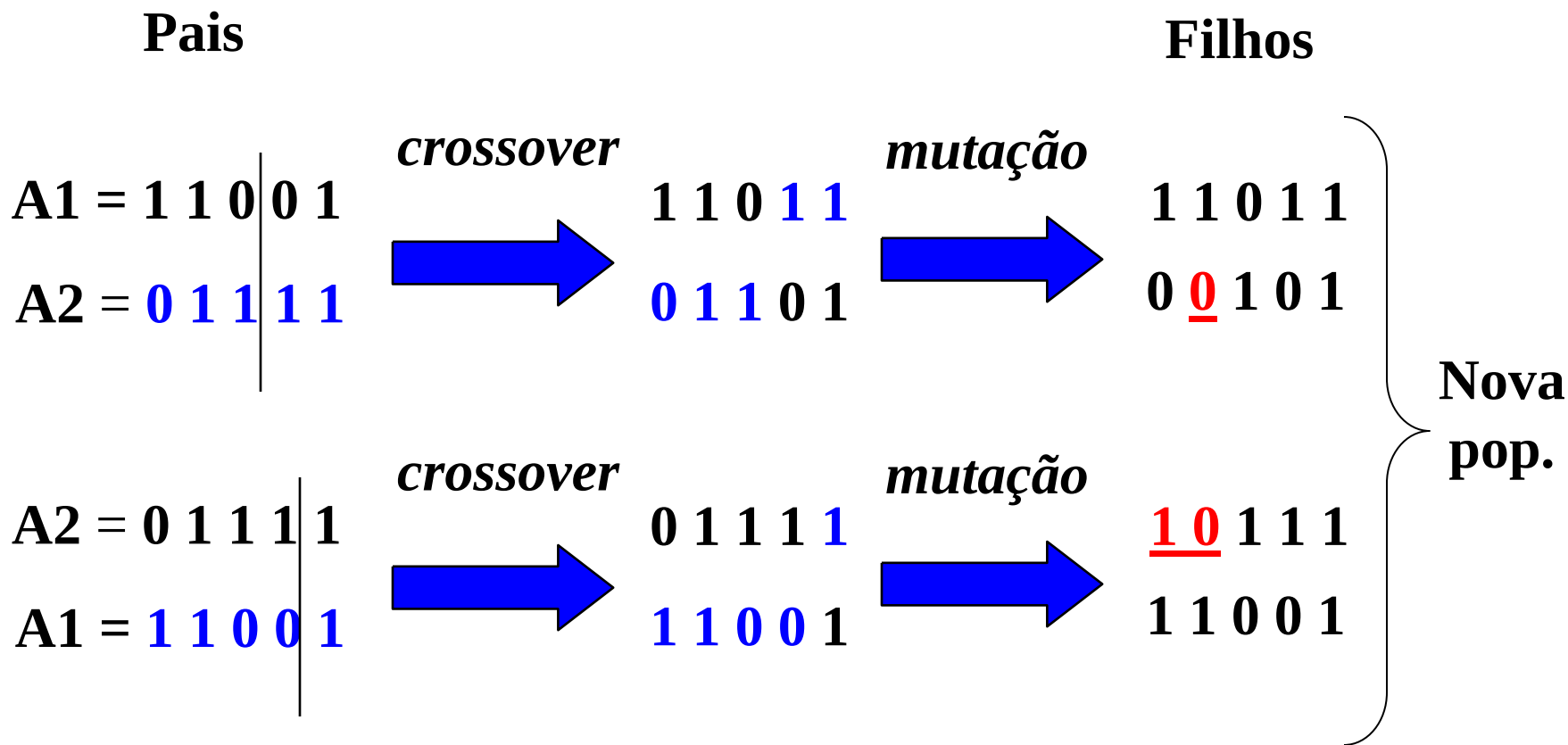
É aleatória (mas quando possível, o conhecimento da aplicação pode ser utilizado para definir a população inicial)

Pop. inicial	{	cromossomos	x	$f(x)$	Prob. de seleção
		$A_1 = 1\ 1\ 0\ 0\ 1$	25	625	54,5%
		$A_2 = 0\ 1\ 1\ 1\ 1$	15	225	19,6%
		$A_3 = 0\ 1\ 1\ 1\ 0$	14	196	17,1%
		$A_4 = 0\ 1\ 0\ 1\ 0$	10	100	8,7%

Probabilidade de seleção
proporcional a aptidão

$$p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{k=1}^N f(x_k)}$$

A primeira geração do Problema



A primeira geração do Problema

Cromossomo		X	f (X)	Prob. Seleção
1	1 1 0 1 1	27	729	38.2%
2	0 0 1 0 1	5	25	1.3%
3	1 0 1 1 1	23	529	27.7%
4	1 1 0 0 1	25	625	32.8%

As demais gerações do Problema

Segunda Geração

		x	$f(x)$
1	1 1 0 1 1	27	729
2	1 1 0 0 0	24	576
3	1 0 1 1 1	23	529
4	1 0 1 0 1	21	441

Terceira Geração

		x	$f(x)$
1	1 1 0 1 1	27	729
2	1 0 1 1 1	23	529
3	0 1 1 1 1	15	225
4	0 0 1 1 1	7	49

As demais gerações do Problema 1 (II)

Quarta Geração

		x	$f(x)$
1	1 1 1 1 1	31	961
2	1 1 0 1 1	27	729
3	1 0 1 1 1	23	529
4	1 0 1 1 1	23	529

Quinta Geração

		x	$f(x)$
1	1 1 1 1 1	31	961
2	1 1 1 1 1	31	961
3	1 1 1 1 1	31	961
4	1 0 1 1 1	23	529

- Encontrar de x para o qual a função
- $f(x) = x^2 - 3x + 4$ assume o valor mínimo.
 - ♦ Assumir que $x \in [-10, +10]$
 - ♦ Codificar X como vetor binário
 - ♦ Criar uma população inicial com 4 indivíduos
 - ♦ Aplicar Mutação com taxa de 1%
 - ♦ Aplicar Crossover com taxa de 60%
 - ♦ Usar seleção por torneio.
 - ♦ Usar 5 gerações.



FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL
DO VALE DO SÃO FRANCISCO