



Algoritmos Genéticos



Introdução

Algoritmos Genéticos



São técnicas de busca e otimização.

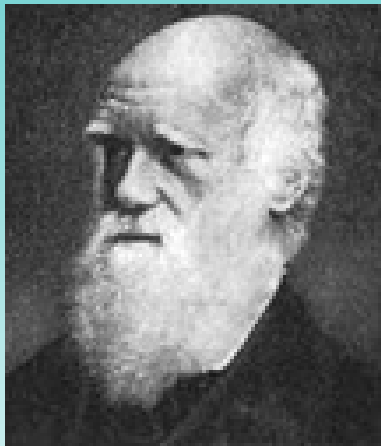
É a metáfora da teoria da evolução das espécies iniciada pelo Fisiologista e Naturalista inglês Charles Darwin.

Desenvolvido por John Holland (1975) e seus alunos.

Popularizado por David Goldberg (1989).

Teoria da Evolução

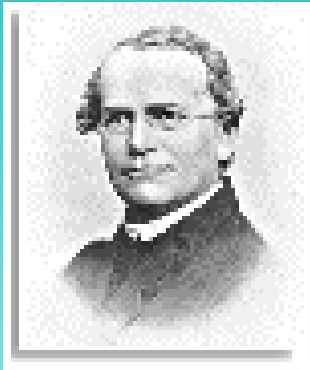
1859 - Charles Darwin publica o livro “*A Origem das Espécies*”:



Charles
Darwin

“As espécies evoluem pelo principio da seleção natural e sobrevivência do mais apto.”

Teoria da Evolução



Gregor
Mendel

1865- Gregor Mendel apresenta experimentos do cruzamento genético de ervilhas.

Pai da genética.

A Teoria da Evolução começou a partir da conceituação integrada da seleção natural com a Genética.



Otimização



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.

Otimização



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.

Características dos Algoritmos Genéticos



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).

Características dos Algoritmos Genéticos (II)



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.

Algoritmos Genéticos (Conceitos Básicos)



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.

Aplicações



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

- Problema de transporte, alocação

- Problemas de conexão (árvore, emparelhamento, caminhos).

Otimização multiobjetivo



O Algoritmo Genético Binário

Algoritmo Genético Tradicional



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 e mutação.
 - 3.3 Armazenar os novos indivíduos em uma nova população.
 - 3.4 Avaliar cada indivíduo da nova população.

Problema 1

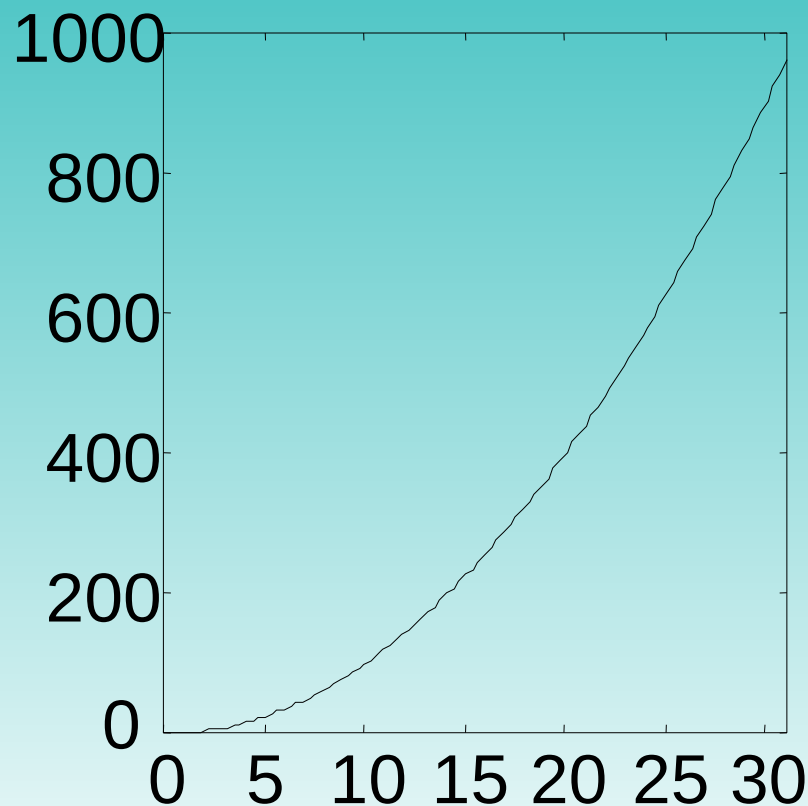
Problema: Use um AG
para encontrar o ponto
máximo da função:

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

com $f(x)$ sujeita as seguintes
restrições:

$$0 \leq x \leq 31$$

x é inteiro



Indivíduo



Cromossomo

Estrutura de dados que representa uma possível solução para o problema.

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.

Indivíduo (II)



Aptidão

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

Aptidão pode ser:

Igual a função objetivo.

Resultado do **escalonamento** da função objetivo.

Baseado no **ranking** do indivíduo da população.

Cromossomo do Problema 1



Cromossomos binários com 5 bits:

$$0 = 00000$$

$$31 = 11111$$

Aptidão

Por simplicidade, a aptidão será a própria função objetivo.

Exemplo:

$$\text{aptidão}(00011) = f(3) = 9$$

Seleção



Seleção

Imitação da seleção natural.

Os melhores indivíduos (maior aptidão) são selecionados para gerar filhos através de crossover e mutação.

Dirige o AG para as melhores regiões do espaço de busca.

Tipos mais comuns de seleção

Seleção proporcional a aptidão.

Seleção por torneio.

População Inicial do Problema 1



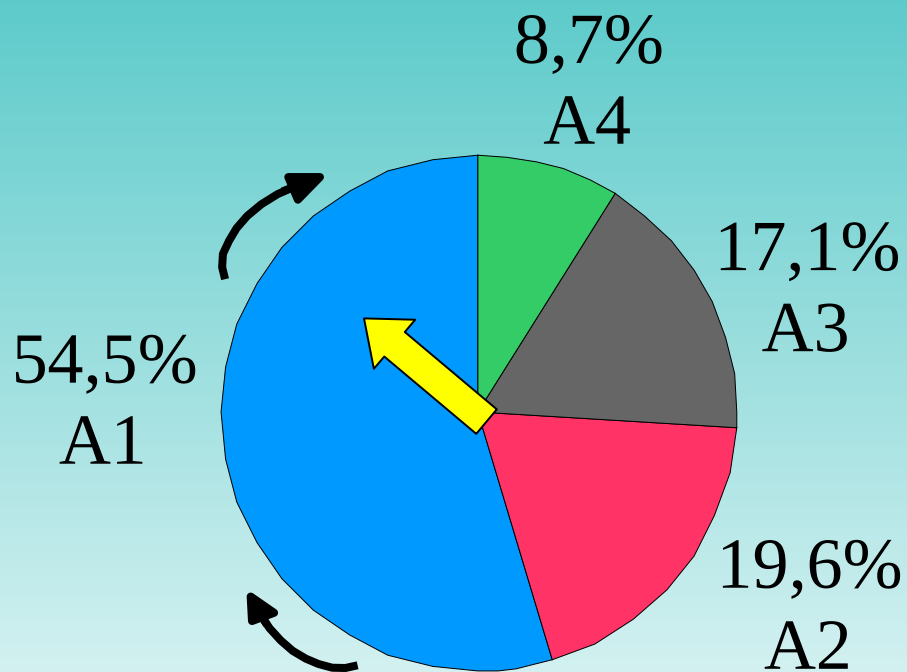
É aleatória (mas quando possível, o conhecimento da aplicação pode ser utilizado para definir população inicial)

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

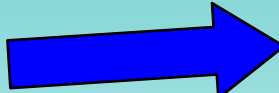
$$p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{k=1}^N f(x_k)}$$

Seleção proporcional a aptidão (Roleta)

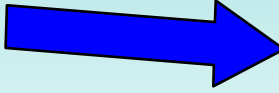


Pais selecionados

 A1 = 1 1 0 0 1

 A2 = 0 1 1 1 1

 A2 = 0 1 1 1 1

 A1 = 1 1 0 0 1

Seleção por Torneio



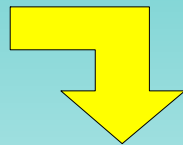
Escolhe-se n (tipicamente 2) indivíduos aleatoriamente da população e o melhor é selecionado.

Seleção por Torneio

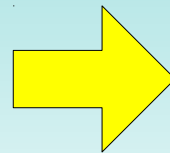


Indivíduos	Aptidão
A1	625
A2	225
A3	196
A4	100

Os individuos são selecionados para os torneios com igual probabilidade.



Torneios		
A4	x	A1
A3	x	A2
A2	x	A4
A3	x	A3



pais selecionados
A1
A2
A2
A3

Crossover e Mutação



Combinam pais selecionados para produção de filhos.

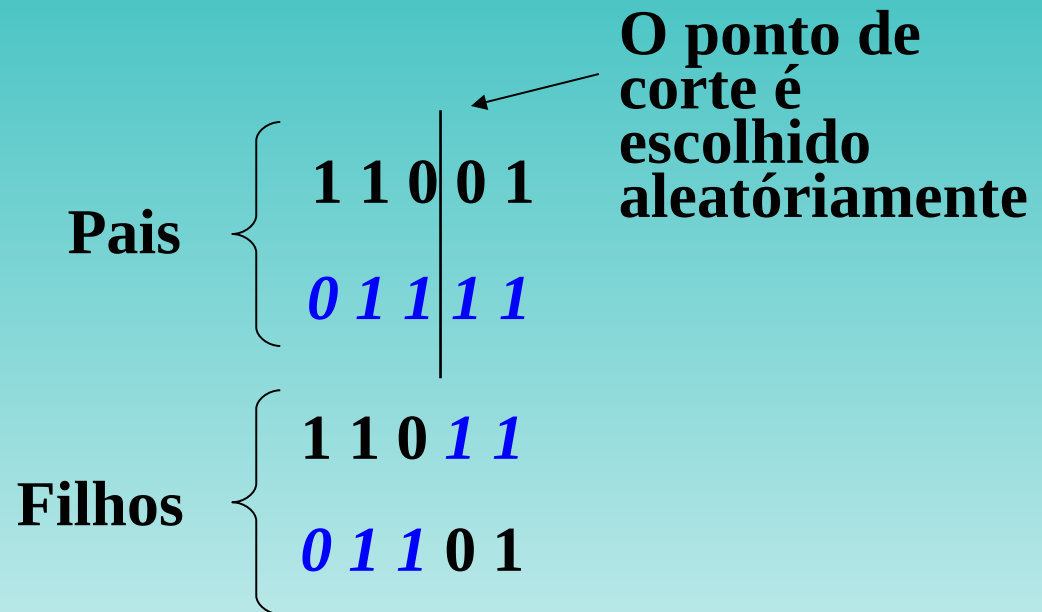
Principais mecanismos de busca do AG.

Permite explorar áreas desconhecidas do espaço de busca.

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.

Mutação



Mutação inverte os valores dos bits.

A mutação é aplicada com dada probabilidade, denominada *taxa de mutação* (~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

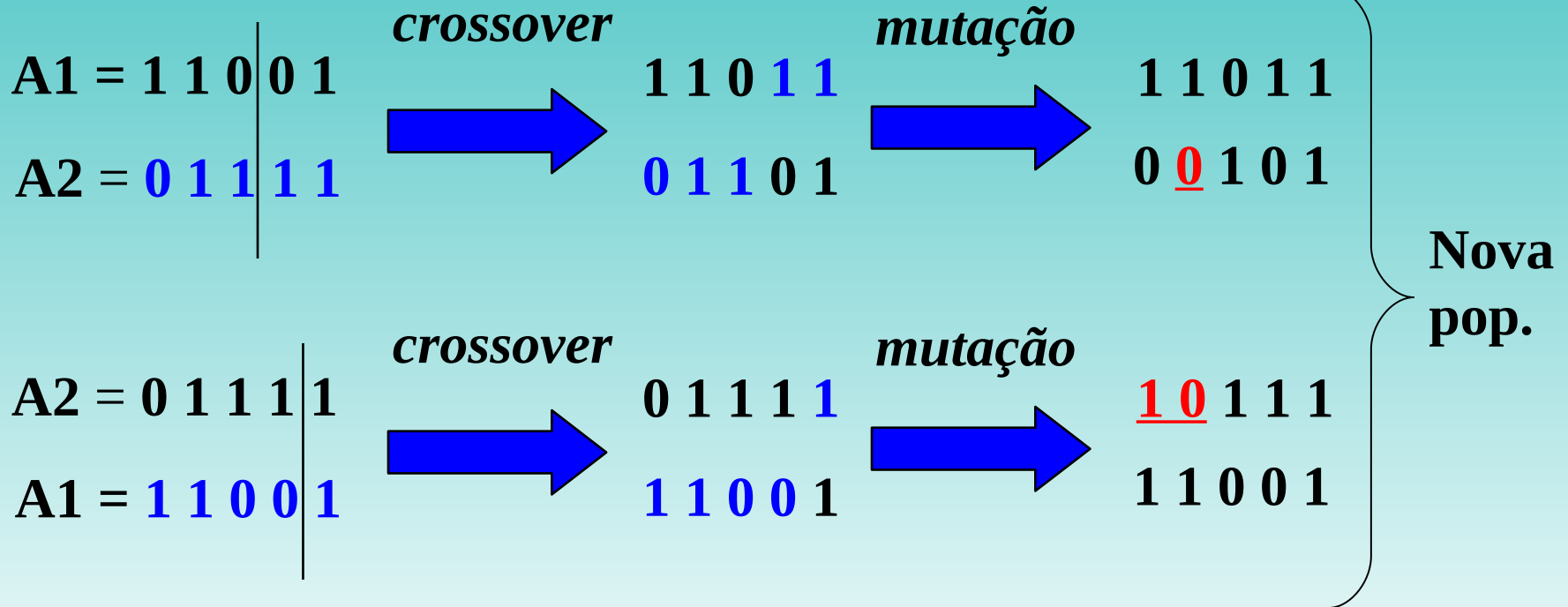
A taxa de mutação não deve ser nem alta nem baixa, mas o suficiente para assegurar a diversidade de cromossomos na população.

A primeira geração do Problema 1



Pais

Filhos



A primeira geração do Problema 1 (II)



cromossomos	x	$f(x)$	prob. de seleção
1	1 1 0 1 1 27	729	29,1%
2	1 1 0 0 1 25	625	24,9%
3	1 1 0 0 1 25	625	24,9%
4	1 0 1 1 1 23	529	21,1%

As demais gerações do Problema 1



**Segunda
Geração**

	x							$f(x)$
1	1	1	0	1	1	2	7	729
2	1	1	0	0	0	2	4	576
3	1	0	1	1	1	2	3	529
4	1	0	1	0	1	2	1	441

**Terceira
Geração**

	x							$f(x)$
1	1	1	0	1	1	2	7	729
2	1	0	1	1	1	2	3	529
3	0	1	1	1	1	1	5	225
4	0	0	1	1	1	1	7	49

As demais gerações do Problema 1 (II)



**Quarta
Geração**

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

Outros Crossover's



Crossover de 2-pontos

pai_1	010	011000	101011
pai_2	001	001110	001101
$filho_1$	010	001110	101011
$filho_2$	001	011000	001101

Considerado melhor que o crossover de 1 ponto.

Crossover de n-Pontos



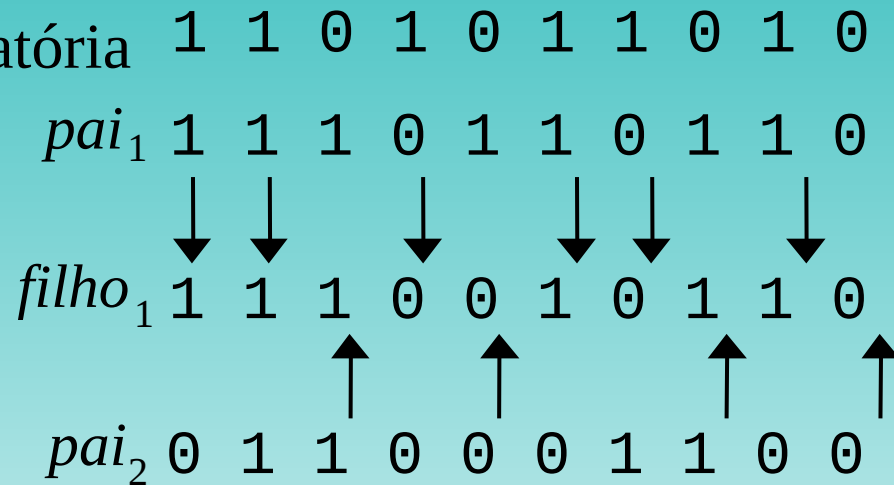
pai_1	101	010010	01010	01001
pai_2	001	001110	00110	11100
$filho_1$	101	001110	01010	11001
$fillho_2$	001	010010	00110	01100

Crossover de 4-pontos

Crossover Uniforme



Máscara de
bits aleatória



O *filho1* possui 50% de chance de levar um bit do *pai1* e 50% de chance de levar um bit de *pai2*

O *filho2* leva o que sobra de *pai1* e *pai2*

Elitismo



O crossover ou mutação podem destruir a 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).

Perda de diversidade.

Convergência

nas últimas k gerações não houve melhora na aptidão

Média

Máxima

Terminologia



Indivíduo (simples membro da população).

Cromossomo e Genoma:

- Coleção de genes

- Estrutura de dados que codifica a solução de uma problema.

Genótipo

- Na biologia, representa a composição genética do organismo. Nos AGs, representa a informação contida no cromossomo.

Terminologia



Fenótipo:

Objeto ou estrutura construída a partir das informações do genótipo.

É o cromossomo decodificado.

Exemplo: se o cromossomo codifica as dimensões de um edifício, então o fenótipo é o edifício construído.

Gene:

Codifica um simples parâmetro do problema

Terminologia



Alelos:

Valores que o gene pode assumir.

Ex.: um gene representando a cor de um objeto pode ter alelos como azul, preto, verde etc...

Epistasia:

Biologia: interação entre genes do cromossomo cujo efeito é desativar o outro gene.

Um gene é epistático quando sua presença desativa um gene em outra posição no cromossomo.

No AG significa não linearidade.