

Algoritmos Genéticos

Conceitos, Aplicações e Exemplos

William Sdayle Marins Silva

Departamento de Computação, Informática e Bioinformática
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR

31 de março de 2021

Apresentação

1. Introdução
2. Conceitos
3. Aplicações
4. Exemplos

Algoritmos genéticos buscam solucionar problemas de otimização.

Diferentemente das buscas "cegas", ou busca sem auxílio de heurísticas, os algoritmos genéticos podem ser uma boa escolha em soluções de funções de otimização.

Introdução

Algoritmos genéticos se baseiam na na teoria da evolução das espécies, de seleção natural (Darwin).

Bases da evolução..

- Seres mais adaptados aos seus ambientes sobrevivem.
- Características herdáveis para gerações futuras.
- Diversidade gerada por **mutações** e **cruzamentos**.

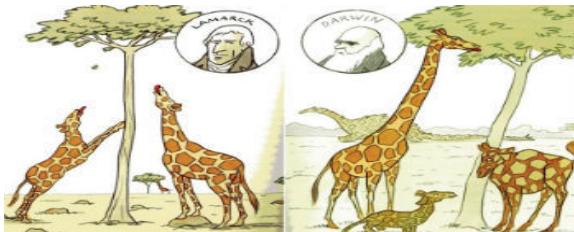


Figura: Evolução.

Introdução

- Em 1859 Charles Darwin publica o livro "A origem das espécies"
 - As espécies evoluem pelo princípio da seleção natural e sobrevivência do mais apto
- Em 1865 Mendel começa experimentos em cruzamentos de genéticos em ervilhas.

Introdução

Em meados de 1960, John Holland e alguns alunos propuseram a construção de um algoritmo que conseguia otimizar problemas computacionais, surgiu então os algoritmos genéticos.



Figura: John Holland.

Algoritmos Genéticos

Em geral, os algoritmos genéticos buscam combinar dois conceitos muito importantes na biologia, sendo eles:

Evolução das espécies

Sobrevive, mantém ou é utilizado o indivíduo que possuir maior aptidão perante os outros em sua população.

Combinação genética

Utiliza-se conceitos de hereditariedade e variabilidade genética para troca de informações entre as estruturas, em busca de melhorar os indivíduos das gerações seguintes.

Algoritmos Genéticos

Algoritmos genéticos possuem alguns métodos ao longo de sua performance: **geração da população, avaliação de aptidão, seleção do indivíduo, cruzamento e mutação**. Também são consideradas as **funções de parada** e o **retorno do melhor indivíduo** da população.

Algoritmos Genéticos

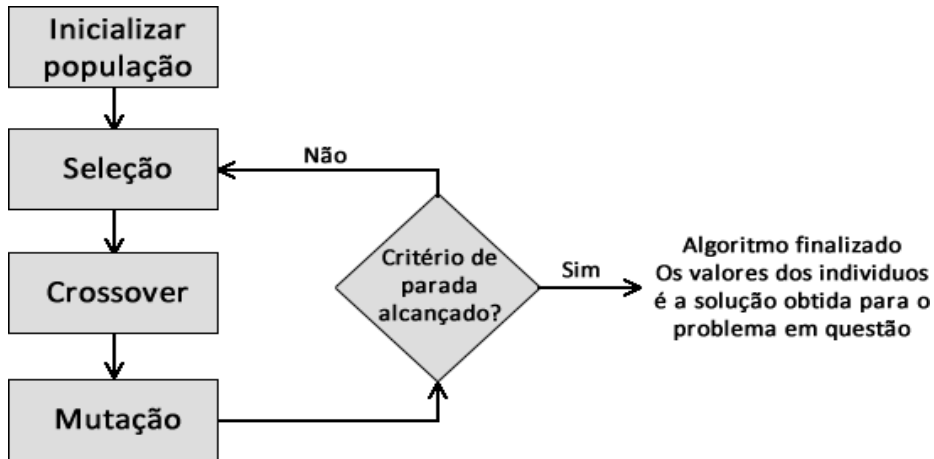


Figura: Fluxograma do funcionamento do algoritmo.

População

- A população é conjunto de indivíduos que podem ser utilizados como solução para o problema atacado.

Cada indivíduo é considerado como uma possível solução..

Indivíduo

- Cada indivíduo é considerado como um **cromossomo**.
- O cromossomo será o conjunto de **atributos** do indivíduo.
- Em geral, um indivíduo pode ser representado por uma cadeia de bits.

Exemplo

População de tamanho 4 com 6 indivíduos;

Geração de cada indivíduo, com seus cromossomos;

Cada elemento do vetor é um **gene**, um atributo da solução;

Indivíduo

Exemplo

Indivíduo 1 = [1, 0, 1, 0]

Indivíduo 2 = [0, 0, 0, 1]

Indivíduo 3 = [1, 0, 0, 1]

Indivíduo 4 = [1, 0, 1, 1]

Indivíduo 5 = [1, 0, 1, 0]

Indivíduo 6 = [1, 1, 1, 0]

- Codificação Binária.
- Indivíduo representado por uma sequência de bits.
- Uma string de 0 e 1.

- Os indivíduos podem ser representados de outras formas.
- A representação do indivíduo está diretamente ligada ao problema atacado.

Exemplo

Indivíduo A = 1, 2, 7, 9, 8, 3

Indivíduo B = 1, 3, 4, 5, 9, 2

- Codificação por permutação.
- Cada indivíduo é representado por uma sequência de números que podem representar posições em um determinado local.

Função de Aptidão

- Função de *fitness* ou função de custo, função que avalia a performance de um indivíduo.
- Avaliação é dada através da percepção de quão boa é a solução que o indivíduo apresenta.

Exemplo

Se o indivíduo X mostra uma solução melhor que Y \rightarrow a avaliação de X deve ser maior que Y

Função de Aptidão

Uma solução para a maximização de 1s

Indivíduos	Função de aptidão (<i>Fitness</i>)
[1 1 1 0 1]	4
[0 1 1 0 1]	3
[0 0 1 1 0]	2
[1 0 0 1 1]	3
Performance Média	3

Função de Aptidão

- A função de aptidão pode ser considerada como o cerne do funcionamento do algoritmo, portanto ela deve ser escolhida cuidadosamente.
- Para cada problema haverá uma função de aptidão.

Formas de calcular a função de aptidão..

- Padrão
- Baseada em ranking

Aptidão Padrão

- Função de aptidão padrão
 - Utiliza apenas a qualidade do cromossomo

$$f_i = \frac{q_i}{\sum_j q_j} \quad (1)$$

q = aptidão do cromossomo

Aptidão Padrão

Cromossomo	Grau	Aptidão Padrão
1 4	4	0.4
1 3	3	0.3
1 2	2	0.2
1 1	1	0.1

Aptidão por ranking

- Aptidão padrão \rightarrow escolha da escala do índice de aptidão pode prejudicar a reprodução.
- Utiliza medidade de qualidade apenas para definir um ranking entre os indivíduos.
- A seleção será baseada nos ranks.

Aptidão por ranking

Cromossomo	Grau	Aptidão Padrão	Rank	Aptidão Rank
1 4	4	0.4	1	0.667
1 3	3	0.3	2	0.222
1 2	2	0.2	3	0.074
1 1	1	0.1	4	0.025

Seleção de Indivíduos

- De acordo com a teoria de Darwin, o melhor sobrevivente para criar a descendência é selecionado.
- Privilegiar indivíduos com função de avaliação alta sem desprezar os indivíduos de avaliação baixa.

Seleção de Indivíduos

- Há muito métodos para selecionar o melhor cromossomo
 - seleção por roleta
 - seleção por torneio
 - seleção por amostragem universal estocástica

A seleção é muito importante, pois ela quem conduzirá o algoritmo para seu melhor espaço de busca.

Seleção por Roleta

- A seleção por roleta usa de um círculo dividido em N pedaços, sendo N igual ao número de indivíduos da população.
- A área de cada pedaço distribuído, será proporcional a aptidão do indivíduo que representa a mesma.

	Indivíduo S_i	Aptidão $f(S_i)$	Aptidão Relativa
S1	10110	2.23	0.14
S2	11000	7.27	0.47
S3	11110	1.05	0.07
S4	01001	3.35	0.21
S5	00110	1.69	0.11

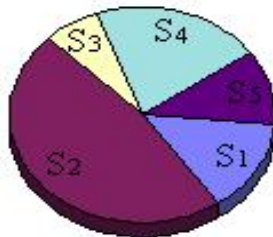


Figura: Método de roleta.

Seleção por Roleta

- Esse círculo é colocado em uma roleta.
- A roleta é girada uma quantidade x de vezes, podendo variar de acordo com o tamanho da população.
- Os indivíduos que forem selecionados pela roleta são aqueles que participarão da próxima geração.

Seleção por Roleta

Indivíduo	Avaliação	Aptidão Relativa (Proporção na roleta)
[0 0 0 1]	1	1.61
[0 0 1 1]	9	14.51
[0 1 0 0]	16	25.81
[0 1 1 0]	36	58.07
Total	62	100

Tabela: Tabela de representação da roleta

Seleção por Torneio

- Se escolhe n indivíduos da população para batalhar entre si
- O indivíduo com a maior aptidão é selecionado para a população intermediária
- O processo é repetido até que a população intermediária seja preenchida.

Indivíduo	Aptidão	Candidatos \rightarrow Vencedor
10110	2.23	$S_1, S_2, S_5 \rightarrow S_2$
11000	7.27	$S_2, S_4, S_5 \rightarrow S_2$
11110	1.05	$S_5, S_1, S_3 \rightarrow S_1$
01001	3.35	$S_4, S_5, S_3 \rightarrow S_4$
00110	1.69	$S_3, S_1, S_5 \rightarrow S_1$

Tabela: Seleção por torneio.

Seleção por Amostragem Universal

- SUS \rightarrow (*Stochastic Universal Sampling*)
- Método é uma variante da roleta, com n agulhas, espaçadas igualmente ao invés de uma apenas.
- Nessa abordagem, a roleta é girada apenas uma vez, buscando diminuir a variância de repetidas chamadas como era no método de roleta comum.

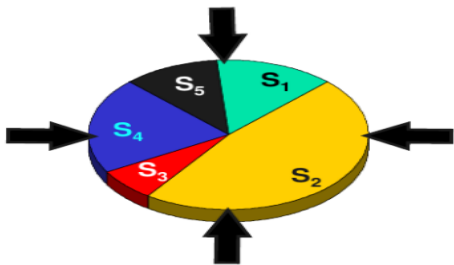


Figura: Exemplo de como a roleta SUS pode ser representada.

Operadores Genéticos

- Dada uma população, com o intuito de adicionar a diversidade na população, aplica-se os operadores genéticos.
- **Espera-se** que com as operações a aptidão dos indivíduos das próximas gerações melhorem sua aptidão.
- As operações são os operadores genéticos
 - Cruzamento
 - Mutação
 - Elitismo

Operadores Genéticos - Cruzamento

- O operador de cruzamento *crossover* ou recombinação, busca adicionar diversidade aos novos indivíduos, misturando características dos indivíduos pais.
- O resultado desta combinação é um novo indivíduo que potencialmente combine as melhores características dos indivíduos usados como base.
- Tipos de cruzamento
 - cruzamento em um ponto
 - cruzamento em dois pontos
 - cruzamento multi-pontos
 - uniforme

Operadores Genéticos - Cruzamento de um ponto

- Um ponto de corte deve ser selecionado
- O ponto ilustrará uma posição entre dois genes de um cromossomo (indivíduo)
- Cada indivíduo de n genes contém $n - 1$ pontos de corte possíveis.

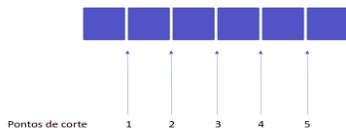


Figura: Exemplos de pontos de corte em genes

Operadores Genéticos - Cruzamento de um ponto

- Separação do pai em duas partes: esquerda e direita do ponto de corte.
- Primeiro filho: concatenação da parte A do primeiro pai com a parte B do segundo pai.
- Segundo filho: concatenação da parte B do primeiro pai com a parte A do segundo pai.

A escolha do ponto k (local de corte), pode ser feito aleatoriamente.

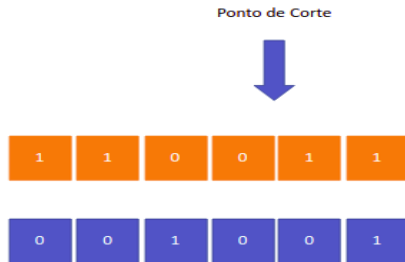


Figura: Ponto de corte de um cromossomo.

Operadores Genéticos - Cruzamento de um ponto

- O descendente 1 apresentará genes 1 a k do progenitor 1 e genes $k + 1$ a $n - 1$ do progenitor 2
- Para o descendente 2, considere o inverso.



Figura: Cruzamento de um único ponto.

Operadores Genéticos - Cruzamento de 2 pontos



Figura: Cruzamento com 2 pontos.

Operadores Genéticos - Cruzamento de n pontos

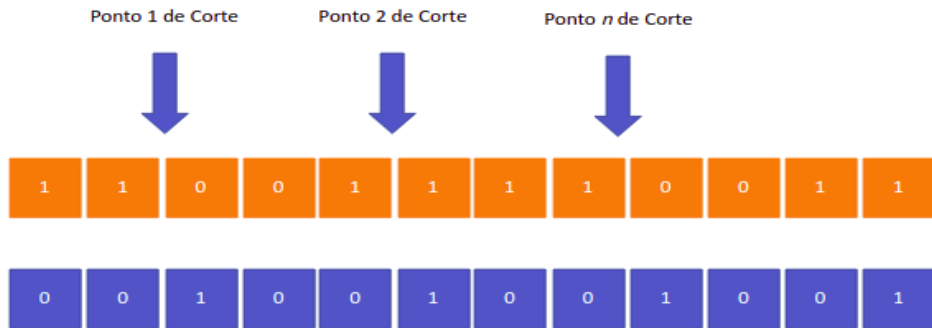


Figura: Cruzamento de n pontos.

Operadores Genéticos - Cruzamento de n pontos

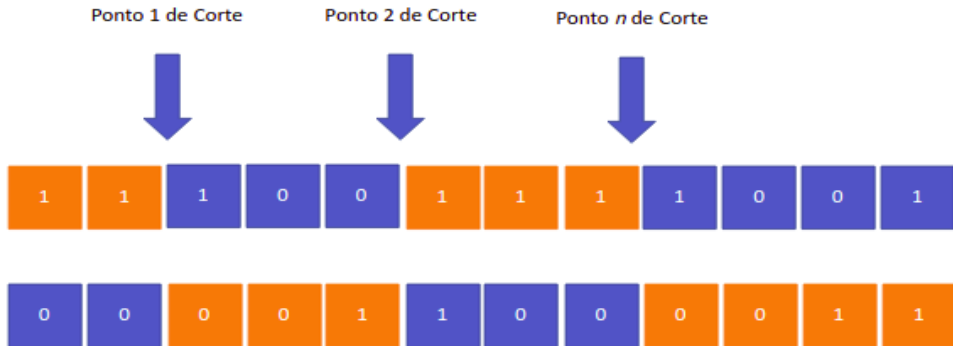


Figura: Cruzamento de n pontos.

Operadores Genéticos - Cruzamento Uniforme

- Para cada gene é sorteado um valor deste conjunto $\rightarrow [0, 1]$.
- Se o valor sorteado for 1, o primeiro filho recebe o gene do primeiro pai e o segundo filho o gene do segundo pai.
- Se o valor sorteado for 0, o primeiro filho recebe o gene do segundo pai e o segundo filho recebe o gene do primeiro pai.

Operadores Genéticos - Cruzamento Uniforme

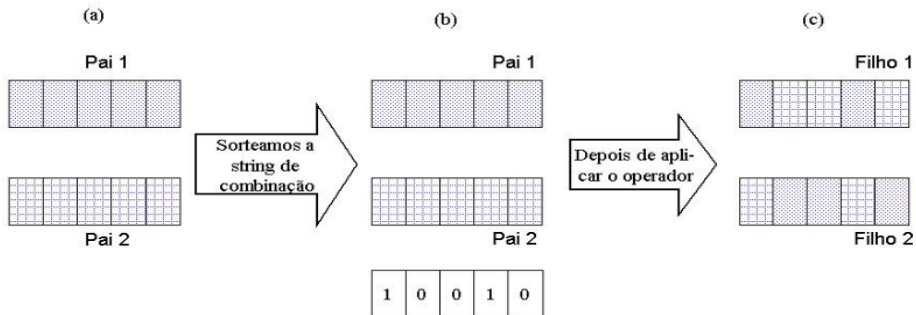


Figura: Cruzamento uniforme, retirado do material cedido pela professora Priscila T. M. Saito.

Operadores Genéticos - Mutação

- A mutação modifica aleatoriamente alguma característica do indivíduo.
- A mutação busca aumentar a diversidade genética da população
- Desta forma, a mutação assegura que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca, pode não ser zero.
 - Reduz as chances de ficar preso em mínimos locais
 - Taxa de mutação pequena \rightarrow 0.5% ou 1%

Operadores Genéticos - Mutação

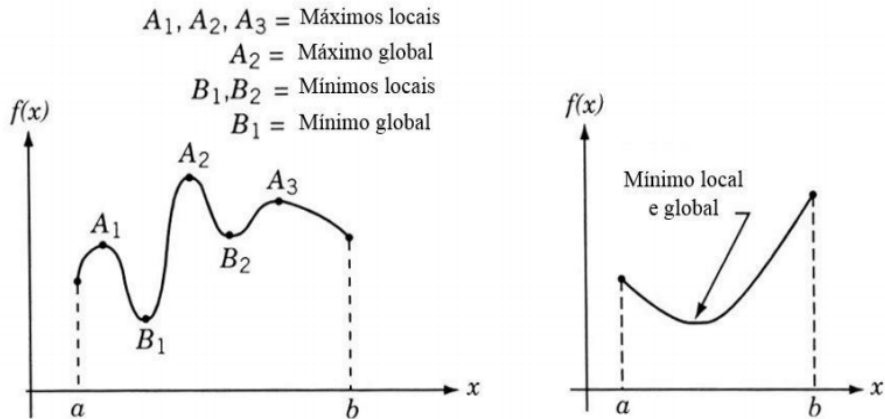
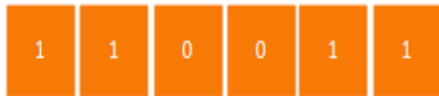


Figura: Exemplo de distribuição de resultados no plano.

Operadores Genéticos - Mutação



Indivíduo



Mutação do indivíduo

Figura: Exemplo de mutação em algoritmos genéticos.

Operadores Genéticos - Elitismo

- O conjunto de indivíduos mais adaptados é automaticamente selecionado para próxima geração
- É utilizado para que os melhores indivíduos não desapareçam da população.

- O algoritmo é iterado até um critério de parada
 - Tempo de execução
 - Convergência
 - Número de gerações
 - Score da geração
 - A parada pode não ser necessariamente no ótimo global.
- A cada passo, um novo conjunto de indivíduos é criado, todos a partir da população anterior
- A este novo conjunto dá-se o nome de geração
- Criando uma quantidade elevada de gerações, é possível obter resultados dos algoritmos.

Visão geral do algoritmo

- Parâmetros

- p = tamanho da população
- r = taxa de cruzamento
- m = taxa de mutação

1. $P \leftarrow$ gerar aleatoriamente p indivíduos
2. Para cada i em P , computar $\text{Aptidão}(i)$
3. Enquanto critério não atingido
 - 3.1 selecionar p membros de P para reprodução
 - 3.2 Aplicar cruzamento a pares com a taxa r de cruzamento, colocando os novos indivíduos em uma nova população PS
 - 3.3 Realizar mutação em PS com a taxa m
 - 3.4 $P \rightarrow PS$
 - 3.5 Para cada i em P , computar $\text{Aptidão}(i)$
4. Retornar o indivíduo de P com maior aptidão

Aplicação em problemas matemáticos

- Solução para problemas de otimização matemática
- Por exemplo, encontrar os valores para x , y e w para a Equação (2)

$$2x + y^2 + w = 52 \quad (2)$$

Caminho mais rápido em mapas



Google Maps

Figura: Uso de algoritmos genéticos no google maps.

Problema da ponte de Königsberg

O problema das pontes de Königsberg é um problema de otimização, algo que se encaixa para o uso de AG.

- Na cidade de Königsberg, existiam 7 pontos que ligavam 7 cidades da antiga Prússia.
- O problema consiste em:
 - Passar por todas as pontes em um total igual de uma vez para cada ponte.
- Possíveis soluções:
 - Amostragem em grafo
 - AG

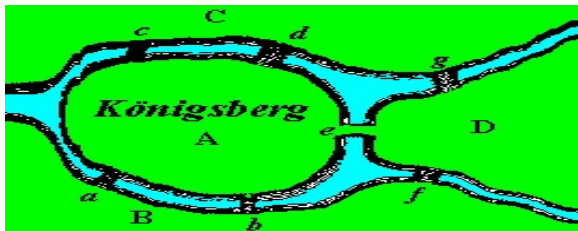


Figura: As pontes de Königsberg.

Problema do caixeiro viajante

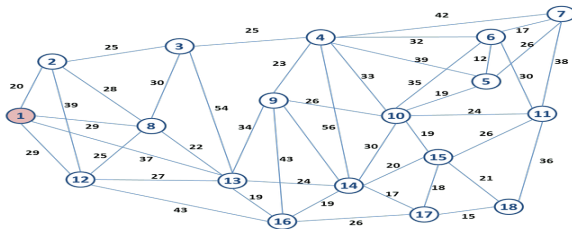


Figura: O problema do caixeiro viajante.

Exemplo no Colab

[Link para o Colab](#)