

# Algoritmos Genéticos para o PCV & Seleção de Recursos Baseada em Correlação Hierárquica (H-CFS)

**Guilherme Oliveira Santos** 

2 de outubro de 2023





#### Sumário

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

► GA para o problema do Caixeiro Viajante

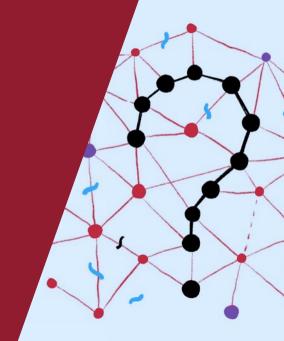
► H-CFS

Referências Bibliográficas



#### Conteúdo

- 1 GA para o problema do Caixeiro Viajante
  - Definição do cromossomo
  - Cálculo de fitness
  - Método de seleção
  - Crossover e Mutação

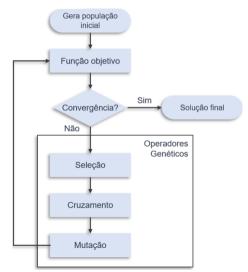




#### Definição do problema

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

Dado um conjunto de cidades com coordenadas representadas por coordenadas em um plano cartesiano, encontre a rota mais curta que visite todas as cidades utilizando um Algoritmo Genético.





#### Definição do cromossomo

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante Dado as cidades fictícias:

- Cidade A: (0, 0)
- Cidade B: (2, 4)

Foi feito um dicionário dessas cidades para facilitar a manipulação dos dados

# Dictionary Cities { 1: (0,0), 2: (2,4), ... cidade n: (x,y) }



#### Geração da população inicial

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

Com o dicionário, podemos facilmente criar uma lista (cromossomo) com a população inicial de possíveis caminhos de forma randômica.

#### Pseudocódigo da criação de um cromossomo

```
Inicio criarCromossomo
```

cromossomo = lista vazia

genesPossiveis = todas as cidades no dicionário

Para i em intervalo(genesPossiveis):

gene = escolher aleatoriamente um elemento de genesPossiveis

Se gene não estiver em cromossomo:

adicione gene a cromossomo

remova o elemento no índice do último gene



#### Geração da população inicial

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

Com o cromossomo em mãos, repetimos o processo *n* vezes para a criação da matriz de população.

#### Pseudocódigo da criação da população

Inicio criarPopulacao

população = [criarCromossomo em intervalo tamanho da população] retorne população

Fim criarPopulacao



#### Cálculo de Fitness

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

Para calcular o valor de aptidão (fitness) de um cromossomo, foi adptado a fórmula que calcula a distância entre dois pontos de René Descartes:

fitness
$$(cromossomo) = \sum_{j=0}^{n-1} \sqrt{(x_{j+1} - x_j)^2 + (y_{j+1} - y_j)^2}$$
 (1)

• Onde, n é o tamanho do cromossomo



#### Seleção

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

 A seleção determina quais cromossomos terão a oportunidade de se reproduzir e contribuir com sua informação genética para a próxima geração. Existem várias estratégias, sendo as mais comuns: roleta e torneio.

No PCV aqui abordado, foi escolhido o método de torneio. Onde selecionamos um subconjunto aleatório da população, e indivíduos dentro deste torneio competem entre si, esse processo é repetido até que o número necessário de indivíduos seja escolhido.



#### Seleção

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

#### Pseudocódigo do torneio

```
Inicio torneio
   k = 0.75
    Repita n vezes
        Escolha 2 indivíduos aleatoriamente
        r = valor entre 0 e 1
        Se r < k
            o individuo com melhor fitness é escolhido
        Senão
            o individuo com pior fitness é escolhido
        Fim se
    Fim repita
Fim torneio
```

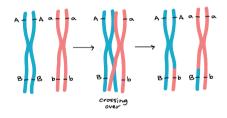


#### Crossover

#### 1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

O crossover é uma técnica inspirada no processo de evolução natural, responsável por combinar informações genéticas de indivíduos da população atual para criar novos indivíduos para a geração seguinte.

 O crossover escolhido aqui foi o PMX (Partial-Mapped Crossover) que é um método específico de crossover usado em GAs para combinar informações genéticas.





#### Crossover

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

#### Pseudocódigo do PMX (Partial-Mapped Crossover)

Inicio crossover

```
ponto1, ponto2 = Seleciona aleatoriamente dois pontos de corte
    filho1 = copia os genes entre o corte de dois pontos dos pais
    filho2 = copia os genes entre o corte de dois pontos dos pais
    n = tamanho do pai
    Repita n vezes:
        Se ponto1 <= n <= ponto2:
            continua
        Senão:
            mapping = Encontre um mapeamento do pai2 para filho1[n]
            Enquanto mapping em filho1[ponto1:ponto2 + 1]:
12/26
                index = recebe indice do mapping
```



#### Pseudocódigo do PMX (Partial-Mapped Crossover) -> Continuação

```
mapping = pai2[index]
filho1[i] = mapping

# Repete o processo pro filho 2
Fim senão
Fim Repita
returna filho1, filho2
Fim Crossover
```

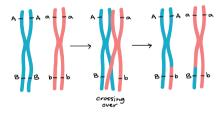


#### Mutação

#### 1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

A mutação em é um operador usado para introduzir variação genética em uma população, permitindo que o GA escape de mínimos locais e explore novas soluções.

• A função implementada é uma mutação simples em um cromossomo. Ela opera da seguinte maneira:





#### Mutação

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

#### Pseudocódigo de mutação

```
Inicio mutação
   novoCromossomo = Cópia do cromossomo original
    Se aleatório() < Probabilidade de mutação:
        indices = aleatório(2 indíces aleatórios do cromossomo)
        index1, index2 = indices[0], indices[1]
        Troca os valores nos índices selecionados
   Fim Se
   retorne novoCromossomo
Fim mutação
```



#### Algoritmo Genético Completo

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante

#### **Pseudocódigo**

Inicio Algoritmo Genético

Inicialize a população

Avalie o fitness da população inicial

Encontre o melhor indivíduo na população inicial

Inicialize o vetor que armazenará o melhor fitness em cada geração

Repita i de 0 até numero geracoes e/ou convergência:

Seleção por torneio

Crossover

Mutação

Substitua um indivíduo aleatório pelo melhor global (Elitismo)

Avalie o fitness da nova população



#### Pseudocódigo -> Continuação

Encontre o melhor indivíduo na nova população Armazene o melhor fitness local no vetor de histórico

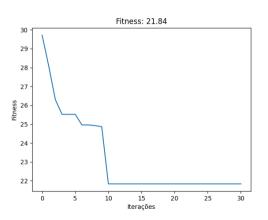
Retorne o histórico do melhor fitness em cada geração retorne melhor\_vetor\_global

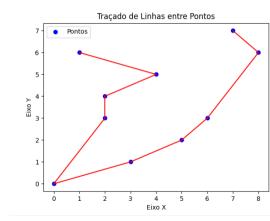
Fim Algoritmo Genético



#### **Exemplos de Output**

1 GA para o problema do Caixeiro Viajante







#### Sumário 2 H-CFS

► GA para o problema do Caixeiro Viajante

► H-CFS

Referências Bibliográfica



#### Conteúdo

2 H-CFS

• Definição H-CFS & Merit





#### H-CFS 2 H-CFS

H-CFS (Hierarchical Correlation-based Feature Selection), faz a avaliação de um subconjunto de características, usando a equação abaixo:

$$merit = \frac{k_F \overline{r_{FL}}}{\sqrt{K_F + K_F (K_F - 1)\overline{r_{FF}}}}$$
 (2)

- $\overline{r_{FL}}$  É a correlação média do rótulo-recurso,
- $\overline{r_{FF}}$  É a intercorrelação característica-característica média,
- F É o subconjunto de características avaliado,
- L É o conjunto de rótulos de classe,
- $k_F$  é o número de características em F,

E r, é o Coeficiente de Correlação de Pearson.



## O termo: $\overline{r_{FF}}$

A equação abaixo descreve a correlação  $\overline{r_{FF}}$ , a correlação entre cada par de recursos (fi,fj) no conjunto de dados é calculada e, em seguida, os resultados são calculados dividindo a soma total de todos os resultados pelo número de pares de características, denotado por p.

$$\overline{r_{FF}} = \frac{\sum_{i,j=1, i>j}^{k_F} |r_{fifi}|}{p}$$
 (3)



### O termo: $\overline{r_{FL}}$

A diferença entre o CFS e H-CFS é a forma que é estimada o termo  $\overline{r_{FL}}$ .

$$\overline{r_{FL}} = \frac{\sum_{f_i=1}^{k_F} |r_{f\overline{L}}|}{k_F}$$

A ideia é calcular a correlação média do rótulo-atributo usando a aritmética média de todos os pares rótulo-atributo considerando a relação hierárquica entre as classes usando:

$$r_{f\overline{L}} = \frac{\sum_{i=1}^{h} \sum_{j=1}^{k_{Li}} w_i |r_{fL_i,j}|}{\sum_{i=1}^{h} w_i k_{Li}}$$

- $L_i$  É o set de classes no level i,
- h É o número de níveis na hierarquia,
- $k_{Li}$  É o número de classes em  $L_i$ ,
- $w_i$  é o peso atribuído ao nível i da hierarquia que é calculado como:

$$w_i=w_0^i$$
, para  $0 \le w_0 \le 1 \rightarrow w_0 = 0.75$ 

A ideia é que  $w_i$  diminui com a profundidade do nível i na hierarquia de classes.



#### Pearson's correlation coefficient

2 H-CFS

Para estimar a diferença entre duas características X,Y usamos o Coeficiente de Correlação de Pearson  $(r_{xy})$ . A equação abaixo descreve quando X e Y são duas variáveis continuas:

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}}$$
 Onde,

- $r_{XY}$  representa o coeficiente de correlação entre as variáveis X e Y.
- n é o número de observações no set de treinamento.
- $x_i$  e  $y_i$  são os valores das observações para X e Y respectivamente.
- $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  representam as médias das observações para X e Y respectivamente.



#### Pearson's correlation coefficient

2 H-CFS

- Quando uma característica é contínua e a outra discreta, calcula-se uma correlação de Pearson ponderada de acordo com as variáveis.
- Quando ambos os recursos envolvidos são discretos, Criamos recursos binários para ambos e calculamos todas as correlações ponderadas para todos combinações.
- Vale ressaltar que foram utilizados os valores absolutos do coeficiente de correlação em todas as ocorrências rXY, pois tanto valores positivos quanto negativos podem representar redundância entre um par de características.



#### Sumário

3 Referências Bibliográficas

GA para o problema do Caixeiro Viajante

► H-CFS

► Referências Bibliográficas



#### Referência Bibliográfica

3 Referências Bibliográficas



Algoritmos Genéticos para o PCV & Seleção de Recursos Baseada em Correlação Hierárquica (H-CFS)

Obrigado!