# Inteligência Artificial

Algoritmo Genético aplicado a um problema Multiobjetivo

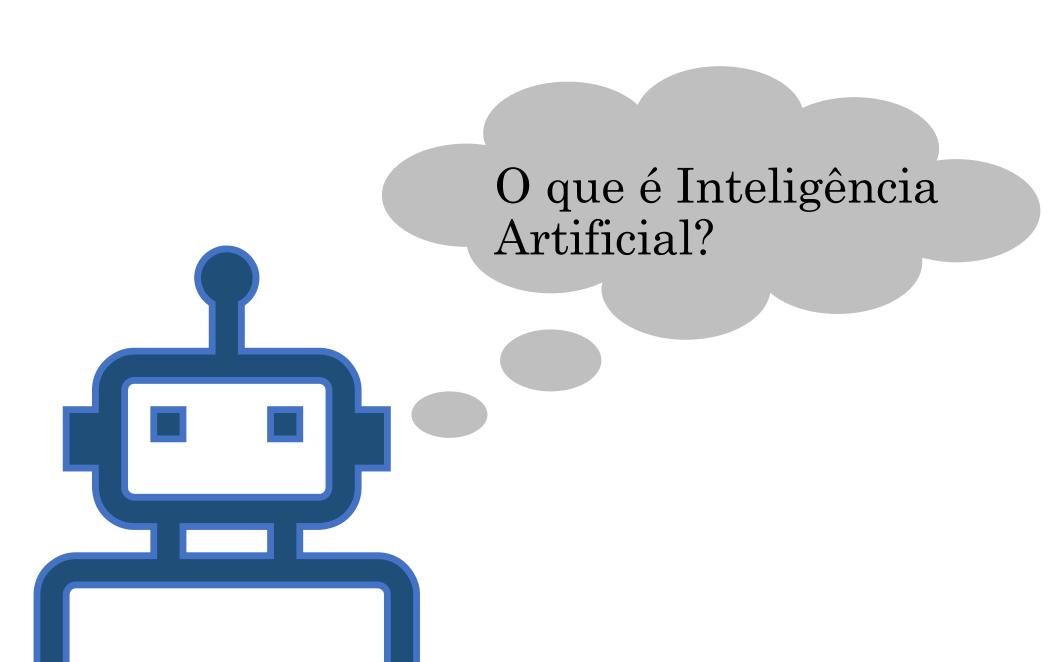


#### MATHEUS LÔBO DOS SANTOS

#### Contato

- Matheuslobo.eng@gmail.com
- matheuslobo.com
- @thematheusls

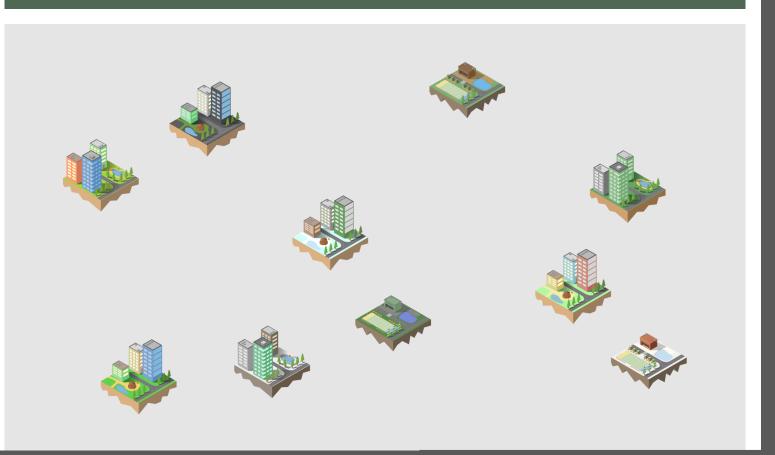
- DOUTORADO EM ANDAMENTO EM ENGENHARIA ELÉTRICA.
  UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, UFPE, BRASIL.
  2023 EM ANDAMENTO
  TÍTULO: APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA ALOCAÇÃO DO
  ESPECTRO EM REDES ÓPTICAS ELÁSTICAS
- PROFESSOR DE ENGENHARIAS CENTRO UNIVERSITÁRIO TIRADENTES, UNIT AL, BRASIL 2022 — 2023
- MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA (UFPE)
  2019 2021
  ABORDAGENS PARA ATRIBUIÇÃO DE ESPECTRO EM REDES ÓPTICAS
  ELÁSTICAS BASEADAS EM PERDA DE CAPACIDADE SOB MÚLTIPLAS
  ROTAS
- GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECATRÔNICA (UNIT) 2013 — 2018



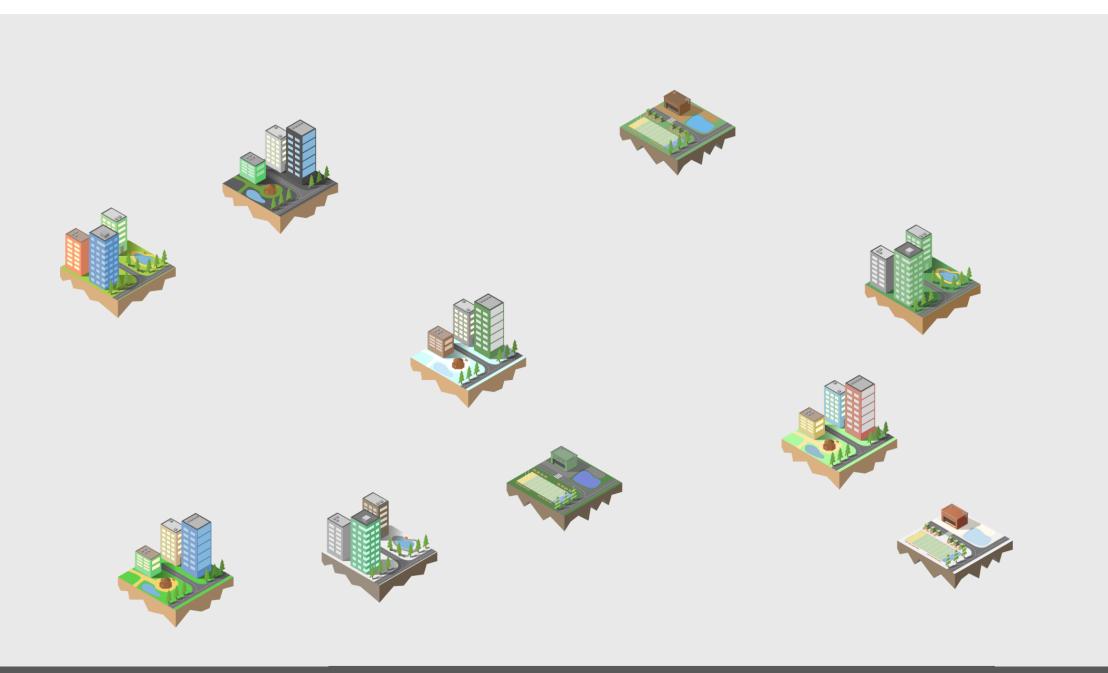
### MACHINE LEARNING

Supervised-Learning Unsupervised-Learning K-MEANS Artificial Neural NETWORKS (ANN) Classification Clustering Hierarchical Support Vector Machine (SVM) Gaussian Mixture Artificial Neural NETWORKS (ANN) K-Nearest Neighbor Artificial Neural NETWORKS (ANN) Particle Swarm (PSO) Support Vector Regression (SVR) Genetic Algorithm (GA) Decision Trees Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Regression Ensemble Method Grey Wolf (GWO) Algorithms Linear Regression **EVOLUTIONARY COMPUTATION** 

# O que é o Problema do Caixeiro-Viajante?



O Problema do Caixeiro Viajante (TSP, da sigla em inglês) é um problema que tenta determinar a menor rota para percorrer uma série de cidades (visitando uma única vez cada uma delas), retornando à cidade de origem.



### Complexidade do Problema

Para 10 cidades: 10! = 3.628.800

Para 20 cidades:  $20! = 2.4 \times 10^{18}$ 



- Problema de otimização NP-difícil;
- O número de soluções disponíveis é dado pelo fatorial do número de cidades.

Algoritmos Genéticos são algoritmos heurísticos de busca, que utilizam regras baseadas numa metáfora do processo evolutivo do proposto por Charles Darwin.

Eles simulam o mecanismo evolucionário dos sistemas biológicos naturais, onde os indivíduos mais adaptados têm maior probabilidade de sobreviver e se reproduzir.

Cada indivíduo da população tem um cromossomo e representa uma solução candidata ao problema.

Os indivíduos evoluem através de iterações sucessivas chamadas de gerações.

Processos de seleção, cruzamento e mutação são responsáveis por criar as novas gerações.

Cada indivíduo da população tem um cromossomo e representa uma solução candidata ao problema.

Os indivíduos evoluem através de iterações sucessivas chamadas de gerações.

Processos de **seleção**, **cruzamento** e **mutação** são responsáveis por criar as novas gerações.

A **seleção** escolhe indivíduos conforme sua aptidão, para depois combiná-los através do operador de cruzamento.

O operador de **cruzamento** combina características de cromossomos selecionados, gerando novos indivíduos que mantém características de seus pais.

Posteriormente, estes novos indivíduos podem ser modificados pelo operador de **mutação**.

#### Componentes necessários:

- 1. Geração (Cria a população);
- 2. Avaliação (Avalia o desempenho do indivíduo);
- 3. Cruzamento (Criar novos indivíduos);
- 4. Mutação (Altera os genes dos indivíduos);

# Como Representar um Indivíduo?



# Como Representar um Indivíduo?



# Como Representar um Indivíduo?

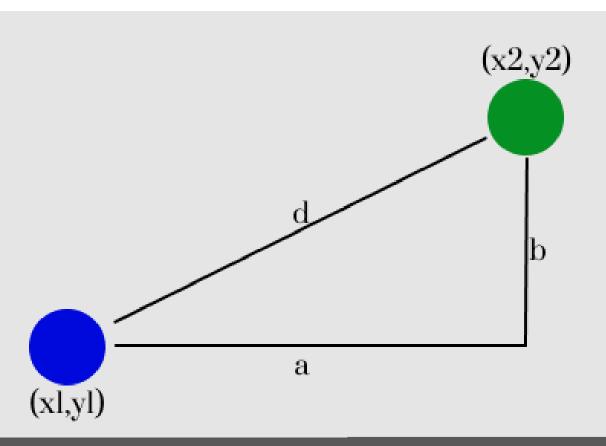
- Indivíduo 1 = [1, 3, 7, 4, 0, 2, 9, 8, 5, 6]
- Indivíduo 2 = [6, 3, 7, 9, 5, 1, 8, 2, 0, 4]



# Métricas para a Avaliação

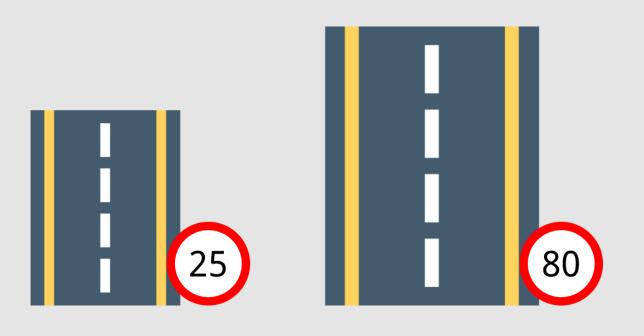
- Distância total da viagem;
- Tempo total de viagem.

# Distância da Viagem

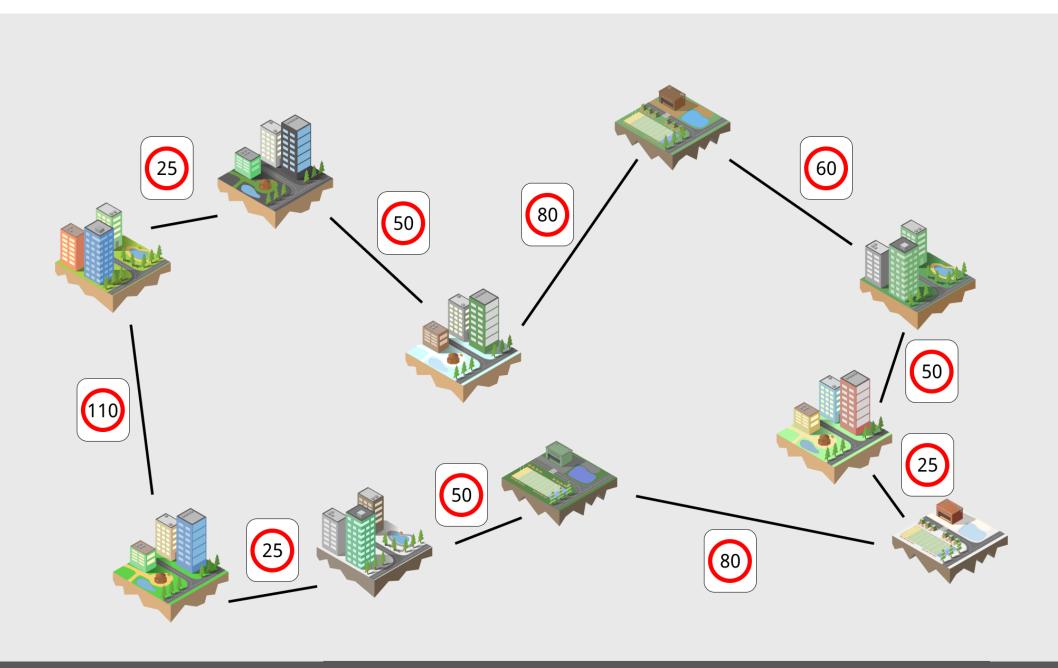


- Cada cidade é representada por uma coordenada x e y;
- A distância entre duas cidades é dada pela distância Euclidiana;
- A soma das distâncias entre as cidades representa a distância final da viagem.

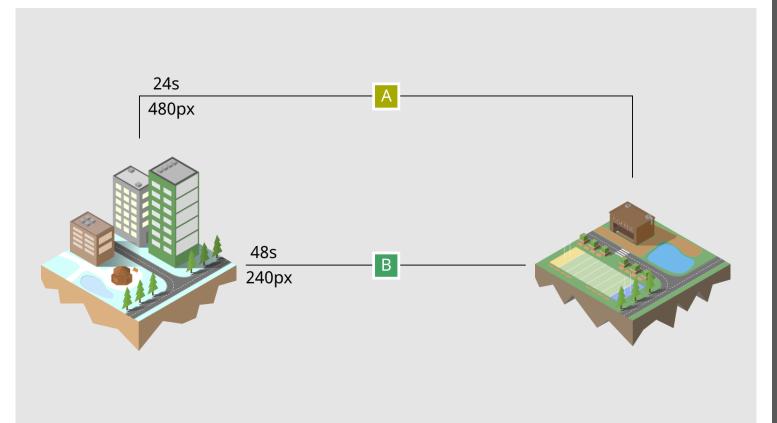
## Tempo de Viagem



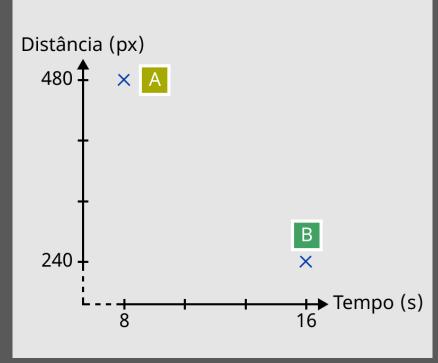
- Cada rota apresenta uma velocidade máxima;
- A matriz de velocidade é impactada pelo comprimento da rota.
   Rotas maiores, tendem a apresentar velocidades maiores.
- A soma dos tempos entre as cidades representa o tempo final da viagem.



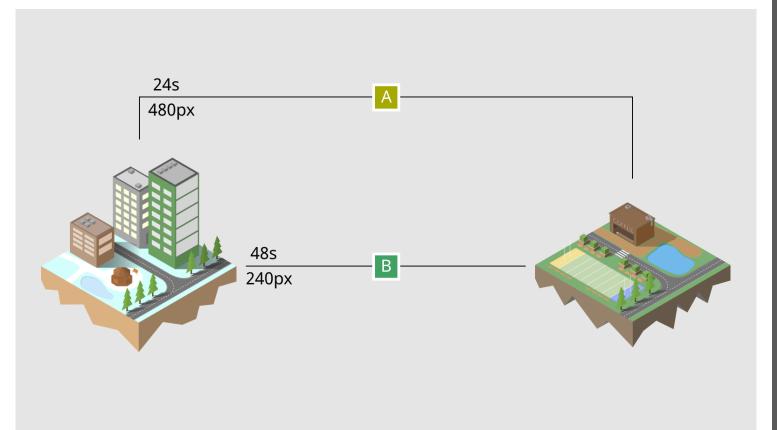
# Como combinar as métricas?



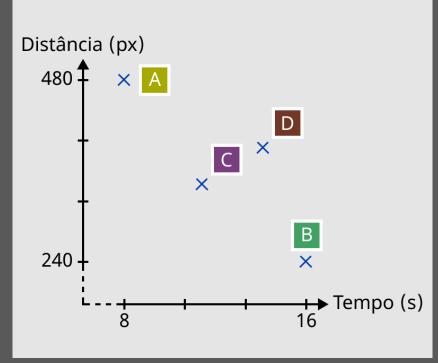
- Quais dos caminhos é o melhor?
- Se tivermos mais caminhos para comparar?

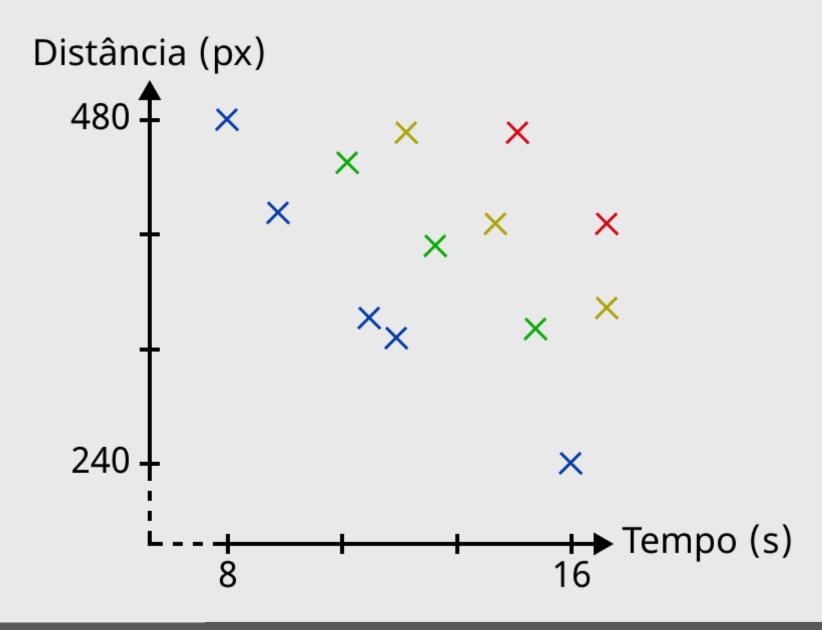


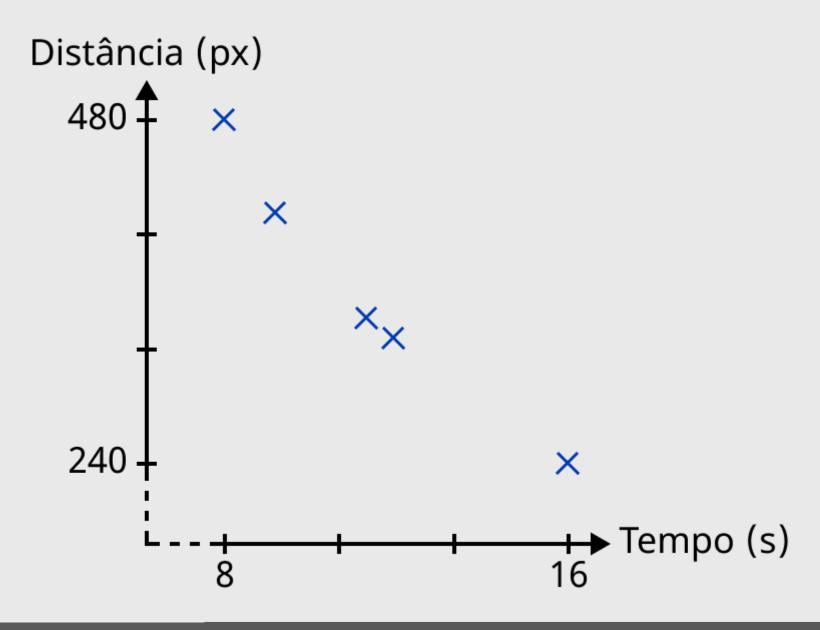
# Como combinar as métricas?

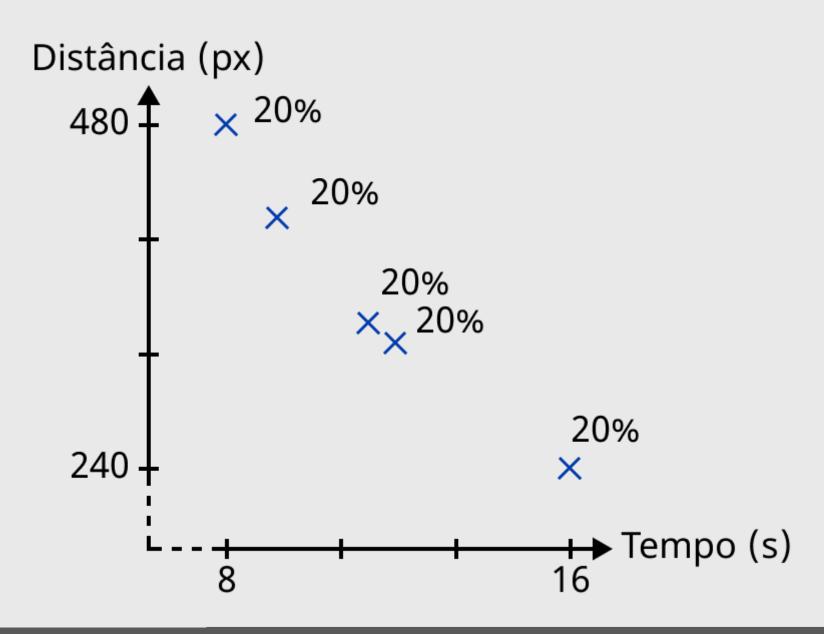


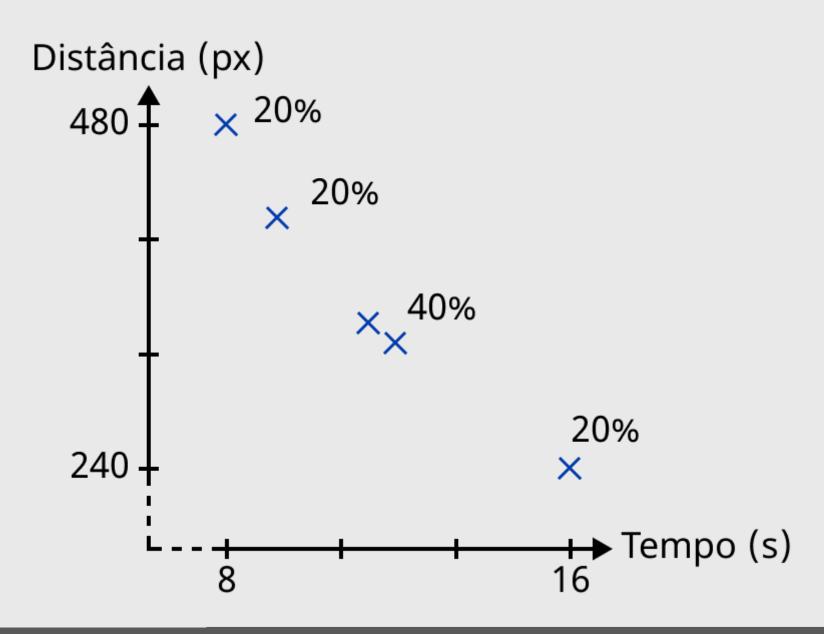
- Quais dos caminhos é o melhor?
- Se tivermos mais caminhos para comparar?

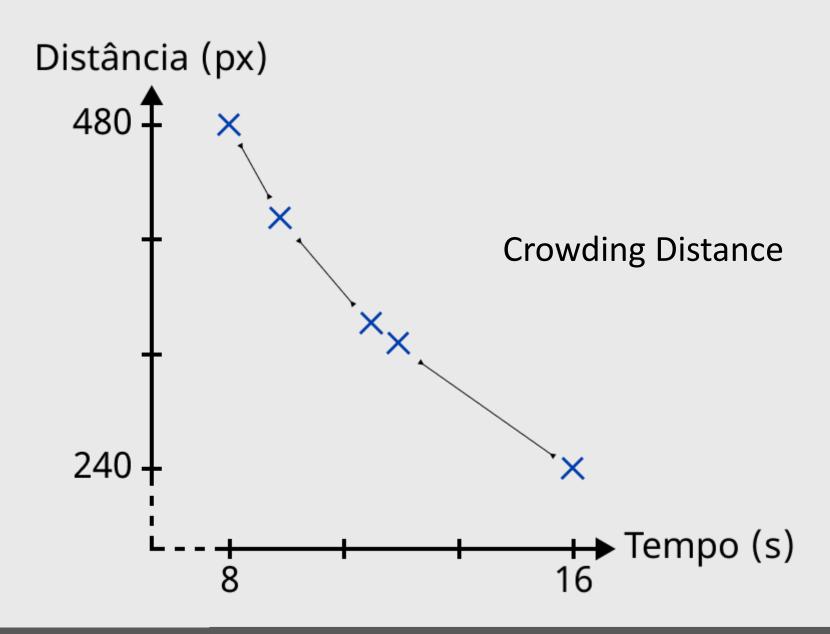












# Avaliação Multi-Objetivo

- Ordenar os elementos com maior rank de forma crescente;
- Posteriormente, ordena-los pelo *Crowding Distance* de forma decrescente.

# Qual a solução final?



## Seleção por Torneio



- Todos os indivíduos tem a mesma probabilidade de serem sorteados.
- São sorteados dois indivíduos diferentes para o torneio.
- O indivíduo com o menor rank será escolhido;
- Em caso de empate, o que apresentar a menor distância será escolhido.



Parent A [1, 3, 5, 4, 6, 7, 0, 2, 9, 8]

Parent B [1, 5, 6, 7, 2, 4, 8, 9, 3, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada depende da representação cromossômica usada.

Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	ı

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	8, 9, 3, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada depende da representação cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	8, 9, 3, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	ı

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[ <mark>1</mark> , <mark>5</mark> , ø, <mark>7</mark> , 2, <u>4</u> ,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	•

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	0, 2, 9, 8]
Parent B	[1/, 5/, 6/, 7/, 2, 4/,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	2, 8, 9, 0]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada
   depende da
   representação
   cromossômica usada.

	Head	Tail
Parent A	[ <b>1</b> , 3, <b>5</b> , <b>4</b> , <b>6</b> , <b>7</b> ,	
Parent B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	8, 9, 3, 0]
Offspring A	[1, 3, 5, 4, 6, 7,	2, 8, 9, 0]
Offspring B	[1, 5, 6, 7, 2, 4,	

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada depende da representação cromossômica usada.

Parent B [1, 5, 6, 7, 2, 4, 8, 9, 3, 0]

Offspring A [1, 3, 5, 4, 6, 7, 2, 8, 9, 0]

Offspring B [1, 5, 6, 7, 2, 4, 3, 0, 9, 8]

- O método tem objetivo criar novos indivíduos a partir do material genético dos pais;
- A técnica utilizada depende da representação cromossômica usada.

Troca

[1, 5, 6, 7, 2, 4, 3, 0, 9, 8]

Rotação

Troca

5 4 [1, , 6, 7, 2, , 3, 0, 9, 8] Rotação

Troca

[1, , 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

[1, , 3, 0, 9, 8] 5, 6, 7, 2, 4

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

[1, 4, 2, , 3, 0, 9, 8] 5, 6, 7,

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

[1, 4, 2, 7, , 3, 0, 9, 8] 5, 6,

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

[1, 4, 2, 7, 6, , 3, 0, 9, 8] 5,

Troca

[1, 4, 6, 7, 2, 5, 3, 0, 9, 8]

Rotação

[1, 4, 2, 7, 6, 5, 3, 0, 9, 8]

#### Estrura geral do Algoritmo Genético

