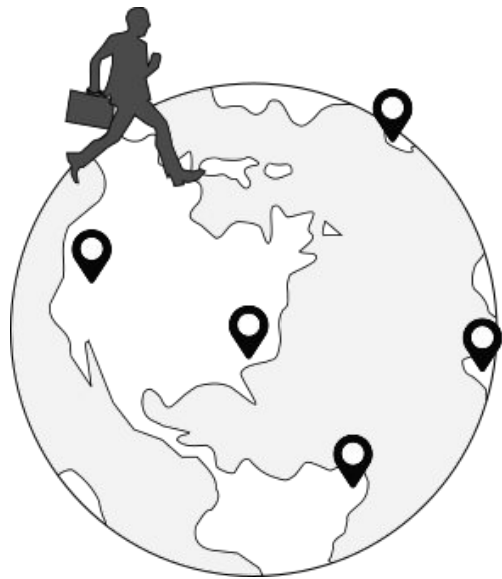
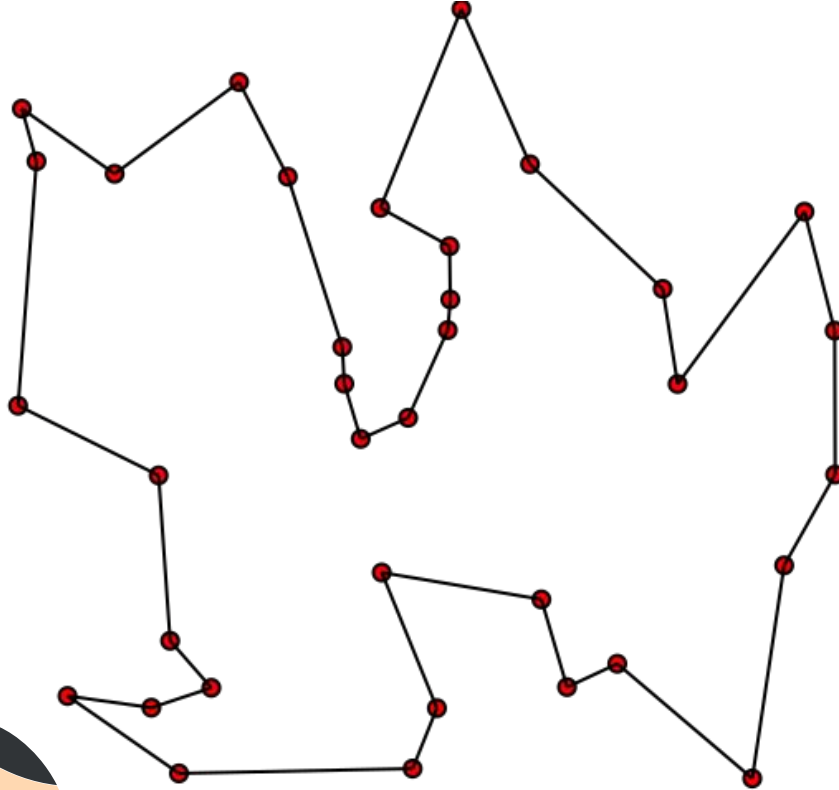


# Implementando um AG para solucionar o problema do caixeiro viajante

Arquimedes Vinicius Pereira de França Moura  
Audrey Emmely Rodrigues Vasconcelos



# O problema



“Dada uma lista de cidades e as distâncias entre cada par de cidades, qual é o trajeto mais curto possível que visita cada cidade e retorna à cidade de origem?”

# A abordagem

1. Gene: uma cidade (representada como coordenadas  $(x, y)$ )
2. Indivíduo (também conhecido como "cromossomo"): uma única rota que satisfaça às condições citadas anteriormente
3. População: uma coleção de rotas possíveis (ou seja, coleção de indivíduos)
4. Pais: duas rotas que são combinadas para criar uma nova rota
5. Pool de acasalamento (mating): uma coleção de pais que são usados para criar nossa próxima população (criando assim a próxima geração de rotas)
6. Fitness: uma função que nos diz o quão bom é cada trajeto (no nosso caso, quão curta é a distância)
7. Mutação: uma forma de introduzir variação em nossa população trocando aleatoriamente duas cidades em uma rota
8. Elitismo: uma forma de transportar os melhores indivíduos para a próxima geração

# Nosso AG consiste nas seguintes etapas:

01 Crie a população

02 Determine o fitness

03 Selecione o pool de acasalamento

04 Faça o crossover (cruzamento)

05 Faça a mutação

06 Repita o processo

# Construindo o algoritmo genético

<https://tinyurl.com/ag-tsp-github>



The slide features abstract, organic shapes in the corners. The top right corner has overlapping shapes in red, orange, and light blue. The bottom left corner has overlapping shapes in light orange, grey, and dark grey.

# 01

## **Criação das classes Cidade e Fitness**

```
import numpy as np
import pandas as pd
import random
import operator
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
class Cidade:
    def __init__(self, x, y):
        self.x = x
        self.y = y

    def distancia(self, cidade):
        xDis = abs(self.x - cidade.x)
        yDis = abs(self.y - cidade.y)
        distancia = np.sqrt((xDis ** 2) + (yDis ** 2))
        return distancia

    def __repr__(self):
        return "(" + str(self.x) + "," + str(self.y) + ")"
```

```
class Fitness:
    def __init__(self, rota):
        self.rota = rota
        self.distancia = 0
        self.fitness = 0.0

    def rotaDistancia(self):
        if self.distancia == 0:
            caminhoDistancia = 0
            for i in range(0, len(self.rota)):
                cidadeDePartida = self.rota[i]
                cidadeDeChegada = None
                if i + 1 < len(self.rota):
                    cidadeDeChegada = self.rota[i + 1]
                else:
                    cidadeDeChegada = self.rota[0]
                caminhoDistancia += cidadeDePartida.distancia(cidadeDeChegada)
            self.distancia = caminhoDistancia
        return self.distancia

    def rotaFitness(self):
        if self.fitness == 0:
            self.fitness = 1 / float(self.rotaDistancia())
        return self.fitness
```



# 02

Criando a  
população e  
determinando  
o fitness

```
def criarRota(listaDeCidades):  
    rota = random.sample(listaDeCidades, len(listaDeCidades))  
    return rota
```

```
def populacaoInicial(tamPop, listaDeCidades):  
    populacao = []  
  
    for i in range(0, tamPop):  
        populacao.append(criarRota(listaDeCidades))  
    return populacao
```

```
def rankRota(populacao):  
    fitnessResultado = {}  
    for i in range(0, len(populacao)):  
        fitnessResultado[i] = Fitness(populacao[i]).rotaFitness()  
    return sorted(fitnessResultado.items(), key = operator.itemgetter(1), reverse = True)
```



# 03

**Seleccionando o  
pool de  
acasalamiento**



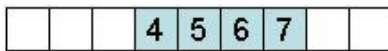
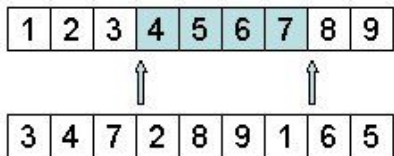
```
def selecao(popRankeada, tamElite):
    selecaoResultado = []
    df = pd.DataFrame(np.array(popRankeada), columns=["Index", "Fitness"])
    df['cum_soma'] = df.Fitness.cumsum()
    df['cum_perc'] = 100*df.cum_soma/df.Fitness.sum()

    for i in range(0, tamElite):
        selecaoResultado.append(popRankeada[i][0])
    for i in range(0, len(popRankeada) - tamElite):
        escolha = 100*random.random()
        for i in range(0, len(popRankeada)):
            if escolha <= df.iat[i,3]:
                selecaoResultado.append(popRankeada[i][0])
                break
    return selecaoResultado
```

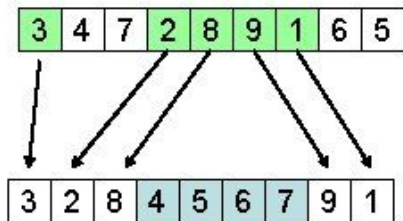
```
def poolAcasalamento(populacao, selecaoResultado):
    poolacasalamento = []
    for i in range(0, len(selecaoResultado)):
        index = selecaoResultado[i]
        poolacasalamento.append(populacao[index])
    return poolacasalamento
```

# 04

## Crossover



The remaining alleles are 1 2 3 8 9.  
Their order in the other parent is 3 2 8 9 1



```
def crossover(pai1, pai2):  
    filho = []  
    filhoP1 = []  
    filhoP2 = []  
  
    geneA = int(random.random() * len(pai1))  
    geneB = int(random.random() * len(pai2))  
  
    inicioGene = min(geneA, geneB)  
    fimGene = max(geneA, geneB)  
  
    for i in range(inicioGene, fimGene):  
        filhoP1.append(pai1[i])  
  
    filhoP2 = [item for item in pai2 if item not in filhoP1]  
  
    filho = filhoP1 + filhoP2  
    return filho
```

```
def crossoverPopulacao(poolAcasalamento, tamElite):  
    filhos = []  
    comp = len(poolAcasalamento) - tamElite  
    pool = random.sample(poolAcasalamento, len(poolAcasalamento))  
  
    for i in range(0, tamElite):  
        filhos.append(poolAcasalamento[i])  
  
    for i in range(0, comp):  
        filho = crossover(pool[i], pool[len(poolAcasalamento)-i-1])  
        filhos.append(filho)  
    return filhos
```

The slide features abstract, organic shapes in the corners. The top right corner contains overlapping shapes in red, orange, and light blue. The bottom left corner contains overlapping shapes in light orange, grey, and dark blue.

# 05

## Mutação



```
def mutacao(individuo, taxaMutacao):  
    for trocado in range(len(individuo)):  
        if(random.random() < taxaMutacao):  
            trocaCom = int(random.random() * len(individuo))  
  
            cidade1 = individuo[trocado]  
            cidade2 = individuo[trocaCom]  
  
            individuo[trocado] = cidade2  
            individuo[trocaCom] = cidade1  
    return individuo
```

```
def mutacaoPopulacao(populacao, taxaMutacao):  
    popPosMutacao = []  
  
    for ind in range(0, len(populacao)):  
        indPosMutacao = mutacao(populacao[ind], taxaMutacao)  
        popPosMutacao.append(indPosMutacao)  
    return popPosMutacao
```



06

Repetição e  
função AG



```
def proxGeracao(atualGeracao, tamElite, taxaMutacao):  
    popRankeada = rankRota(atualGeracao)  
    selecaoResultado = selecao(popRankeada, tamElite)  
    poolacasalamento = poolAcasalamento(atualGeracao, selecaoResultado)  
    filhos = crossoverPopulacao(poolacasalamento, tamElite)  
    proxGeracao = mutacaoPopulacao(filhos, taxaMutacao)  
    return proxGeracao
```

```
def algoritmoGenetico(populacao, tamPop, tamElite, taxaMutacao, geracoes):  
    pop = populacaoInicial(tamPop, populacao)  
    print("Distância inicial: " + str(1 / rankRota(pop)[0][1]))  
  
    for i in range(0, geracoes):  
        pop = proxGeracao(pop, tamElite, taxaMutacao)  
  
    print("Distância final: " + str(1 / rankRota(pop)[0][1]))  
    melhorRotaIndex = rankRota(pop)[0][0]  
    melhorRota = pop[melhorRotaIndex]  
    return melhorRota
```



# Rodando o algoritmo genético

```
listaDeCidades = []  
  
for i in range(0,25):  
    listaDeCidades.append(Cidade(x=int(random.random() * 200), y=int(random.random() * 200)))
```

```
algoritmoGenetico(populacao=listaDeCidades, tamPop=100, tamElite=20, taxaMutacao=0.01, geracoes=500)
```

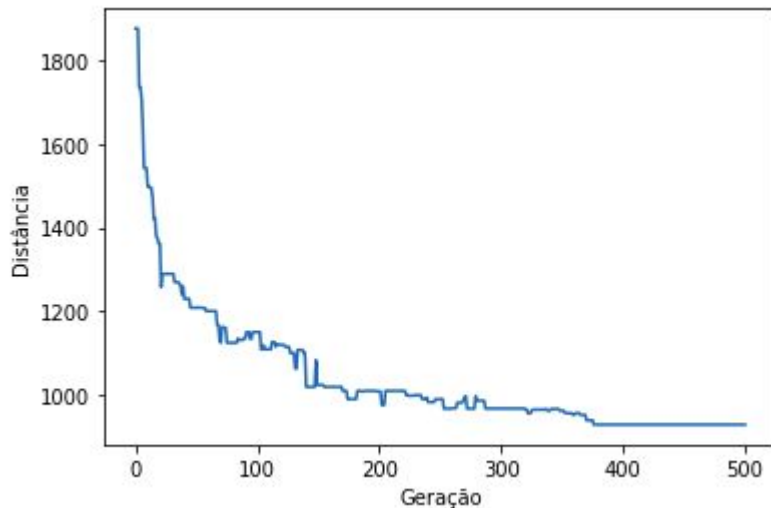
Distância inicial: 1939.4274682514626

Distância final: 966.5307749602428

```
[(154,66),  
(137,55),  
(64,41),  
(61,65),  
(0,66),  
(27,127),  
(70,181),  
(106,194),  
(160,136),  
(173,149),  
(187,128),  
(197,144),  
(193,199),  
(172,192),  
(162,177),  
(148,194),  
(146,172),  
(133,151),  
(105,115),  
(119,79),  
(149,45),  
(156,41),  
(185,15),  
(182,75),  
(181,101)]
```

Obs.: A cada execução é retornado um resultado diferente.

## Melhorando a visualização dos dados: Plotando a melhoria da distância de cada geração



Ao ver que a distância melhorou com o tempo, com um simples ajuste na função “`algoritmoGenetico`”, podemos armazenar a distância mais curta de cada geração em uma lista de progresso e, em seguida, plotar os resultados.

Obs.: A cada execução é retornado um resultado diferente.

# Referências

<http://www.theprojectspot.com/tutorial-post/applying-a-genetic-algorithm-to-the-travelling-salesman-problem/5>

<https://gist.github.com/turbofart/3428880>

<https://gist.github.com/NicolleLouis/d4f88d5bd566298d4279bcb69934f51d>

[https://pt.wikipedia.org/wiki/Problema\\_do\\_caixeiro-viajante](https://pt.wikipedia.org/wiki/Problema_do_caixeiro-viajante)

