# Spectral Clustering e Aplicações

# Pedro Hiroshi Ely Ito João Francisco Zani de Arruda

Instituto de Ciências Matématicas e de Computação
Universidade de São Paulo

12/07/2022

#### Roteiro I

- Introdução
  - Clustering
  - Spectral Clustering
  - K-means

- Aplicação em imagens
  - Criando o Grafo
  - Clustering
  - Resultados

# Introdução

**Clustering** refere-se a um conjunto de métodos que buscam subconjuntos(clusters) de um dataset que computem alguma forma de similaridade: elementos num mesmo cluster são parecidos, enquanto elementos de clusters diferentes não.

# **Spectral Clustering**

Um método comum nesse tipo de tarefa é o Spectral Clustering. Nele, criamos um grafo a partir do dataset e usamos os autovalores do Laplaciano para encontrar uma representação 2d desse grafo. A partir dessa representação, aplicamos k-means.

#### **Definition**

Spectral Clustering:

- 1. Calcule o Laplaciano L.
- 2. Calcule os k menores autovalores.
- 3. Crie uma matriz a partir dos k primeiros autovetores.
- 4. Aplique k-means usando a matriz.

#### K-means

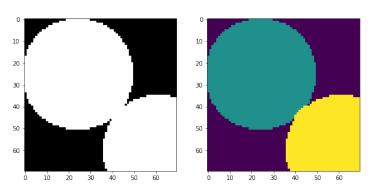
#### **Definition**

#### K-means:

- 1. Selecione k "médias" aletórias.
- 2. Associe cada ponto do dataset à média mais próxima.
- 3. Atualize as médias para os centróides de cada cluster.
- 4. Repita até a convergência.

# Segmentação de objetos

Vamos aplicar Spectral Clustering na segmentação de objetos em imagens: dada uma imagem com *n* objetos, queremos delimitar as regiões correspondentes a cada objeto.



# De imagem para grafo

Vamos trabalhar com imagens em nível de cinza, representada por uma matriz com entradas no intervalo (0, 255), onde 0 é preto e 255 branco.

# Exemplo:



# Criando o grafo

A partir dessa imagem, criamos um grafo onde cada nó representa um pixel. Cada pixel é ligado aos pixeis vizinhos(cima, baixo, esquerda e direita). O peso das arestas é dado por:

$$W_{pq} = e^{-\frac{|l_p - l_q|^2}{2\sigma^2}}$$
 (1)

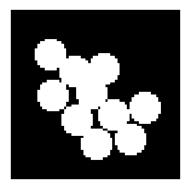
Onde  $I_p$  é a intensidade do pixel p e  $\sigma$  é um "fator de escala", quanto menor for  $\sigma$ , menores são os clusters formados.

# Calculando vizinhança

```
def create_nxGraph(img):
    m, n = imq.shape
    sigma = np.std(img)
    img num = (np.arange(m*n).reshape(m,n))
    adj = neighbors(img_num)
    G = nx.Graph()
    G.add_nodes_from(np.arange(m*n))
    I = imq.flatten()[adj[1]] - img.flatten()[adj[0]]
    weights = np.exp(-(np.abs(I))**2)
    weights = weights/(2*sigma**2)
    edges = zip(adj[0,:], adj[1,:], weights)
    G.add_weighted_edges_from(edges)
    nx.set_node_attributes(G, img.flatten(), "intensity")
    bool_img = img.astype(bool)
    mask = img_num[bool_img]
    return G.subgraph (mask)
```

# **Aplicando Spectral Clustering**

```
from sklearn.cluster import spectral_clustering
 import matplotlib.pyplot as plt
 img = Image.open('imagem.png')
 img = img.convert('L') #converte para grayscale
 img = np.asarray(img)#converte para array
G = create_nxGraph(img)#cria o grafo
A = nx.to numpy array(G) #retorna a matriz de ajacencia
A = np.nan to num(A) #substitui infinitos
e mask = imq.astype(bool) #consideramos apenas os objetos
 labels = spectral clustering(A, n clusters=3,
    eigen solver="arpack")
label_im = np.full(mask.shape, -1.0) #array do resultado
 label im[mask] = labels#preenche os resultados
```



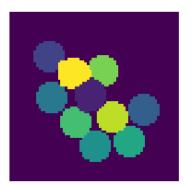


Figura:  $n_{clusters} = 10$ 



Figura:  $n_{clusters} = 3$ 





Figura:  $n_{clusters} = 2$ 



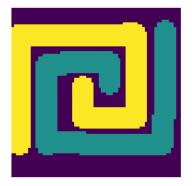


Figura:  $n_{clusters} = 2$ 





Figura:  $n_{clusters=3}$ 

# Muito Obrigado!