MBA em Ciência de Dados

Técnicas Avançadas de Captura e Tratamento de Dados

Módulo VII - Dados não estruturados: sinais e imagens

Exercícios

Moacir Antonelli Ponti

CeMEAI - ICMC/USP São Carlos

Recomenda-se fortemente que os exercícios sejam feitos sem consultar as respostas antecipadamente.

```
In [1]: # carregando as bibliotecas necessárias
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
```

Exercício 1)

Quando comparamos imagens e sinais e suas características, o que devemos considerar a priori?

- (a) Sinais possuem valores independente e identicamente distribuídos, enquanto Imagens possuem pixels organizados de forma espacial
- (b) Sinais possuem valores codificados em 16 bits, enquanto imagens possuem valores codificados em 8 bits
- (c) Sinais possuem valores com dependência sequencial, enquanto imagens não possuem padrão de dependência
- (d) Sinais possuem valores com dependência sequencial, enquanto Imagens possuem dependência espacial de seus valores

Exercício 2)

Carregue os dados do arquivo sinais2.csv utilizando o comando:

```
signals = np.genfromtxt(arquivo, delimiter=',').astype(np.float32)
```

Esse array possui um sinal por linha signals[i]. Calcule a autocorrelação (usada para identificar padrões de repetição) de cada sinal (utilizando a função vista em aula). Plote os sinals e o valor absoluto de suas respectivas autocorrelações considerando deslocamentos (*lags*) de 1 até 50.

Calcule também o desvio padrão np.std() da autocorrelação de 1 até 50 de cada sinal.

Observe que um dos sinais possui desvio padrão maior relativo à autocorrelação e analise o padrão da autocorrelação exibida no gráfico. Considerando a posição do sinal no array (de 0 a 4), escolha a alternativa verdadeira:

- (a) A análise de autocorrelação mostra que os sinais 0 e 1 são sinais similares, sendo os demais bastante diferentes como evidenciado pelo desvio padrão da autocorrelação.
- (b) A análise de autocorrelação mostra que o sinal 3 tem desvio padrão superior e gráfico mais instável, indicando que esse possa ser um sinal com menos padrões de repetição, e portanto menor dependência temporal do que os demais.
- (c) A análise de autocorrelação indica que os sinais 0, 1, 2 e 3 possuem menor dependência temporal do que o sinal na posição 4, o qual é muito diferente dos demais sinais apresentando valores inferiores na análise.
- (d) O desvio padrão da autocorrelação mostra que o sinal da posição 4 tem valor inferior aos demais, indicando que esse possa ser um sinal mais ruidoso.

Exercício 3)

Utilizando ainda os sinais carregados na questão anterior sinais2.csv, utilize a np.fft.fft() para obter a Transformada de Fourier dos sinais. Depois, considerando apenas frequências até 50, calcule quais são as 4 frequências de maior valor de magnitude (obtido pelo np.abs()). Aqui não queremos os valores da magnitude, mas a quais frequências (índices) elas se referem. Para complementar a análise, plote as magnitudes das transformadas até a frequência 50.

Analisando as frequências de maior magnitude temos as frequências que mais caracterizam o sinal. Considerando as 4 frequências computadas anteriormente, podemos dividir os sinais em categorias distintas. Nesse sentido, qual análise abaixo está correta?

- (a) O sinal 4 possui frequências inferiores quando comparado com os demais, indicando que o sinal 4 é provavalmente dependente sequencialmente, enquanto os demais são i.i.d.; assim podemos dividí-los em duas categorias: sinal 4 e sinais 0, 1, 2 e 3.
- (b) O sinal 3 possui frequências mais significativas 20 Hz ou superior, indicando que é um sinal com maior qualidade de aquisição, e assim podemos categorizar em: sinal 3, e sinais 0, 1, 2 e 4.
- (c) Todas as frequências estão abaixo de 50 Hz, sendo assim podemos dizer que os sinais são todos similares, sendo impossível dividí-los em categorias.
- (d) O sinal 3 possui frequências mais significativas 20 Hz ou superior, possuindo transições mais rápidas de valores do que os outros com frequências caracerísticas menores do que 12Hz; e assim podemos categorizar em: sinal 3, e sinais 0, 1, 2 e 4.

Exercício 4)

Considerando os mesmos sinais carregados, compute as características: entropia da energia (com 10 blocos), taxa de cruzamentos por zero, entropia espectral (com 10 blocos), formando um vetor com 3 características para cada sinal.

Após isso, compute a matriz de distâncias entre os 4 sinais considerando a distância L1, i.e., a soma dos valores absolutos das diferencas entre dois vetores $A \in B$:

$$\sum_i |A_i - B_i|$$

Da matriz, que indica a dissimilaridade entre pares de sinais, aplique uma soma na direção do eixo 0 (axis=0) e depois arredonde para inteiro np.round(,0). Quais valores foram obtidos para cada sinal?

- (a) Sinais 0, 1, 2 e 4, soma 2; Sinal 3, soma 7.
- (b) Sinais 0 e 4, soma 3; Sinais 1 e 2, soma 2; Sinal 3, soma 7.
- (c) Sinais 0, 1, e 2, soma 2; Sinal 3, soma 7; Sinal 4, soma 3.
- (d) Sinais 0, 1, e 2, soma 1; Sinal 3, soma 5; Sinal 4, soma 2.

```
def entropia energia(sinal, n blocos=10):
In [4]:
            '''Entropia da energia do sinal'''
            # energia total
            energia sinal = np.sum(sinal ** 2)
            M = len(sinal)
            # calcula janelas dentro do sinal
            M janelas = int(np.floor(M / n blocos))
            # verifica se tamanho dos blocos
            # é multiplo do tamanho do sinal
            if M != M janelas * n blocos:
                sinal = sinal[0:M janelas * n blocos]
            # monta matriz [M janelas x n blocos]
            janelas = sinal.reshape(M janelas, n blocos, order='F
        ').copy()
            # Computa energias de cada janela (normalizada pela do
        sinal)
            e janelas = np.sum(janelas ** 2, axis=0) / (energia sin
        al + 0.0001)
            #print(e janelas)
            # Computa entropia entre energias das janelas
            entropia = -np.sum(e janelas * np.log2(e janelas + 0.00
        01))
            return entropia
        def taxa cruzamentos por zero(sinal):
            '''Cruzamentos por zero em um intervalo de tempo '''
            M = len(sinal)
            cont zero = np.sum(np.abs(np.diff(np.sign(sinal)))) / 2
            return np.float64(cont zero) / np.float64(M - 1.0)
        def entropia espectral(sinal, n blocos=16):
            """Computes the spectral entropy"""
            fft abs = np.abs(np.fft.fft(sinal))
            entropia esp = entropia energia(fft abs, n blocos=n blo
        cos)
            return entropia esp
```

Exercício 5)

Carregue as seguintes imagens da base de dados flickr_map_training:

```
img1 = imageio.imread("dados/flickr_map_training/107.jpg")
img2 = imageio.imread("dados/flickr_map_training/101.jpg")
img3 = imageio.imread("dados/flickr_map_training/112.jpg")
img4 = imageio.imread("dados/flickr_map_training/303.jpg")
img5 = imageio.imread("dados/flickr_map_training/400.jpg")
```

Implemente um descritor de cor que computa um histograma utilizando a composição dos canais RGB em um único canal utilizando a seguinte operação, sendo R, G e B as matrizes relativas a cada canal de cor:

$$I = R \cdot 0.3 + G \cdot 0.59 + B \cdot 0.11$$

Permita definir o número de bins do histograma por meio da sua função e, antes de retornar, normalize o histograma dividindo pela soma.

Depois, calcule a distância entre img1 carregada e as outras imagens (2, 3, 4, 5) utilizando: 16 bins e 4 bins. Qual foram as duas imagens mais similares, da mais próxima para a mais distante, nos dois casos?

```
(a) 16 bins: img2, img4; 4 bins: img2, img3(a) 16 bins: img2, img3; 4 bins: img4, img3(b) 16 bins: img2, img3; 4 bins: img2, img4(d) 16 bins: img4, img2; 4 bins: img4, img3
```

Exercício 6)

Vamos repetir o procedimento da questão anterior, agora utilizando o descritor de texturas LBP visto em aula. Utilizaremos uma função que também realiza uma normalização dos valores máximos das imagens, bem como permite definir o raio, número de pontos e quantidade de bins para esse descritor, conforme abaixo.

Calcule a distância L1 entre img1 carregada e as outras imagens utilizando o descritor LBP com os seguintes parâmetros:

- número de pontos = 14
- raio = 2
- bins = 16

Quais foram as três imagens mais similares, da mais próxima para a mais distante?

```
(a) img3, img2, img5
```

- (b) img2, img3, img4
- (c) img3, img5, img2
- (d) img5, img3, img2

```
In [1]:
        def lbp features(img, points=8, radius=1, n bins=10):
            # LBP opera em imagens de um só canal, aqui vamos conve
        rter
            # RGB para escala de cinza usando o método Luminance
            img = np.array(img, dtype=np.float64, copy=False)
            if (len(img.shape) > 2):
                img = img[:,:,0]*0.3 + img[:,:,1]*0.59 + img[:,:,2]
        *0.11
            # normaliza a imagem para ter máximo = 255
            if (np.max(imq) > 0):
                img = ((img/np.max(img))*255).astype(np.uint8)
            # aqui definimos o numero de pontos e o raio, padrao =
        8, 1
            lbp = feature.local binary pattern(img.astype(np.uint
        8), points, radius, method="uniform")
            # lbp retorna um matriz com os códigos, então devemos e
        xtraír o histograma
            (hist, ) = np.histogram(lbp.ravel(), bins=np.arange(0,
        n bins+1), range=(0, n bins))
            # normaliza o histograma
            hist = hist.astype("float")
            hist /= (hist.sum() + 1e-6)
            # return the histogram of Local Binary Patterns
            return hist
```

Exercício 7)

No método Bag-of-Features quais dos parâmetros pertencem ao *framework* influenciam mais drasticamente a performance do método no caso de uso em imagens?

- (a) O tamanho do dicionário, a quantidade de cores nas imagens, a quantidade de classes do problema
- (b) O tamanho do dicionário, o descritor base, o método utilizado para aprender o dicionário
- (c) O descritor base e o número de componentes principais utilizados
- (d) O tamanho do patch extraído da imagem, que deve ser compatível com a resolução das imagens

Exercício 8)

Execute o método Bag-of-Features estudado em aula nas imagens da pasta flickr_map_training, agora com os seguintes parâmetros:

- tamanho do patch = (13, 13)
- número de patches = 1000
- descritor base = PCA com 10 componentes principais
- tamanho do dicionário = 50

Utilize imagens de consulta flower.jpg e football.jpg e recupere as 12 imagens mais similares utilizando o modelo BoF aprendido. Qual a proporção de imagens retornadas da mesma categoria da consulta?

- (a) flower = 3/12, football = 3/12
- (b) flower = 5/12, football = 2/12
- (c) flower = 6/12, football = 0/12
- (d) flower = 9/12, football = 1/12

Exercício 9)

Execute novamente o método Bag-of-Features conforme questão anterior, porém agora utilizaremos um descritor base diferente.

- tamanho do patch = (13, 13)
- número de patches = 1000
- tamanho do dicionário = 50
- descritor base = LBP com raio 2, 16 pontos e 10 bins

Vamos usar a versão da função LBP que permite usar como parâmetros o número de pontos e raio.

Utilize imagens de consulta flower.jpg e football.jpg e recupere as 12 imagens mais similares utilizando o modelo BoF aprendido. Qual a proporção de imagens da mesma categoria da consulta?

- (a) flower = 5/12, football = 3/12
- (b) flower = 6/12, football = 0/12
- (c) flower = 6/12, football = 2/12
- (d) flower = 6/12, football = 6/12

Exercício 10)

Execute o método Bag-of-Features para aprender features nas imagens da pasta flickr_map_training conforme código fornecido em aula, com os seguintes parâmetros:

- tamanho do patch = (11, 11)
- número de patches = 300
- descritor base = PCA com 16 componentes
- random state = 1
- para o KMeans use random state=1 e n init=3

Vamos investigar a influência do tamanho do dicionário no modelo gerado com os seguintes valores: 8, 16, 32, 64, 128, 256 e 512. Utilize a imagem de teste

flickr_map_test\flower.jpg para recuperar as 16 imagens mais similares no conjunto de treinamento (sabendo que há 10 imagens dessa categoria no conjunto de treinamento). Calcule a revocação, ou seja, a razão entre o total de imagens de flores retornadas na busca das 16 mais similares e o número total de imagens de flores que deveriam ter sido retornadas (10).

DICA: as imagens de flores tem nome iniciando com o número '6'.

Quais tamanhos de dicionário resultam em maior revocação?

- (a) 256 e 512
- (b) 64 e 128
- (c) 32, 64, 128 e 256
- (d) 64, 128 e 256