Лабораторная работа №6 "Кластеризация"

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.io import loadmat
```

1. Загрузите данные ex6data1.mat из файла.

```
In [105]:

from scipy.io import loadmat

mat = loadmat('data/ex6data1.mat')
x = mat['X']
```

2. Реализуйте функцию случайной инициализации К центров кластеров.

```
In [220]:

def init_centroids(X, K):
    m,n = X.shape[0], X.shape[1]
    centroids = np.zeros((K,n))

for i in range(K):
    centroids[i] = X[np.random.randint(0 ,m+1),:]

return centroids
```

3. Реализуйте функцию определения принадлежности к кластерам.

```
In [221]:

def find_closes_clusters(X, centroids):
    K = centroids.shape[0]
    clusters = np.zeros(len(X), dtype=int)
    temp = np.zeros((centroids.shape[0],1))

for i in range(X.shape[0]):
    for j in range(K):
        dist = X[i,:] - centroids[j,:]
        length = np.sum(dist**2)
        temp[j] = length

    clusters[i] = np.argmin(temp)

return clusters
```

4. Реализуйте функцию пересчета центров кластеров.

5. Реализуйте алгоритм К-средних.

```
In [223]:
```

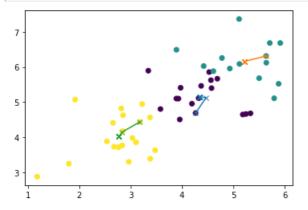
```
def k_means(X, centroids, clusters, K, num_iters):
    logs = [centroids]
    for i in range(num_iters):
        centroids = update_centroids(X, clusters, K)
        logs.append(centroids)
        clusters = find_closes_clusters(X, centroids)
return clusters, logs
```

6. Постройте график, на котором данные разделены на K=3 кластеров (при помощи различных маркеров или цветов), а также траекторию движения центров кластеров в процессе работы алгоритма.

```
In [224]:
```

In [225]:

```
K = 3
initial_centroids = init_centroids(x, K)
clusters = find_closes_clusters(x, initial_centroids)
result_clusters, cenroids_moving_logs = k_means(x, initial_centroids, clusters, 3, 50)
cenroids_moving_logs
plot_k_means(x, result_clusters, cenroids_moving_logs)
```



7. Загрузите данные bird_small.mat из файла.

```
In [266]:
```

```
mat2 = loadmat('data/bird_small.mat')
```

```
A = mat2["A"]

# preprocess and reshape the image
X = (A / 255).reshape(128*128, 3)
```

8. С помощью алгоритма К-средних используйте 16 цветов для кодирования пикселей.

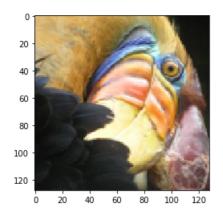
```
In [267]:
```

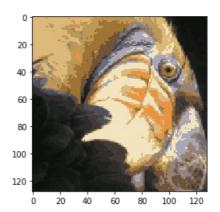
```
K = 16
num_iters = 10
initial_centroids = init_centroids(X, K)
initial_clusters = find_closes_clusters(X, initial_centroids)
clusters, centroids_changing_logs = k_means(X, initial_centroids, initial_clusters, K, num_iters=1
0)
centroids = centroids_changing_logs[-1]
```

In [268]:

Out[268]:

<matplotlib.image.AxesImage at 0x11c0a7588>





9. Насколько уменьшился размер изображения? Как это сказалось на качестве?

Каждый пиксель в исходном изображении - 3 байта. В сжатом изображении достаточно полбайта для хранения цвета пикселя.

Таким образом, мы сжимаем картинку в 6 раз.

10. Реализуйте алгоритм К-средних на другом изображении.

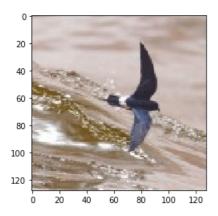
```
In [274]:
```

```
A = cv2.imread('data/bird_example.jpg')
K = 16

X = np.reshape(A, [A.shape[0] * A.shape[1], A.shape[2]])
initial_centroids = init_centroids(X, K)
initial_clusters = find_closes_clusters(X, initial_centroids)
clusters, centroids_changing_logs = k_means(X, initial_centroids, initial_clusters, K, num_iters=1
0)
centroids = centroids_changing_logs[-1]
new_colors = np.round(centroids).astype(np.uint8)
image = X.copy()
for i in range(X.shape[0]):
    image[i, :] = new_colors[clusters[i]]
compressed_img = image.reshape(A.shape)
fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=[12, 4])
axs[0].imshow(img)
axs[1].imshow(compressed_img)
```

Out [274]:

<matplotlib.image.AxesImage at 0x123e65fd0>





11. Реализуйте алгоритм иерархической кластеризации на том же изображении. Сравните полученные результаты.

```
In [275]:
```

```
from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering

def compress_hierarchical_clusters(img, n_colors=16):
    X = np.reshape(img, [img.shape[0] * img.shape[1], img.shape[2]])

    cluster = AgglomerativeClustering(n_clusters=n_colors, affinity='euclidean', linkage='ward')
    labels = cluster.fit_predict(X)
    centroids = update_centroids(X, labels, n_colors).reshape((n_colors, 3))
    new_colors = np.round(centroids).astype(np.uint8)

image = X.copy()
    for i in range(X.shape[0]):
        image[i, :] = new_colors[labels[i]]

return image.reshape(img.shape)
```

```
In [276]:
```

```
compressed_img_hier_cl = compress_hierarchical_clusters(img)
```

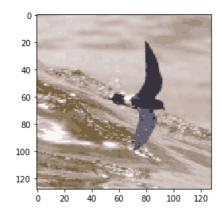
In [277]:

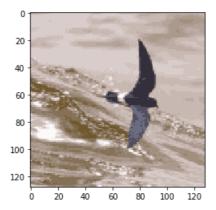
```
fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=[12, 4])
axs[0].imshow(compressed img)
```

axs[1].imshow(compressed_img_hier_cl)

Out[277]:

<matplotlib.image.AxesImage at 0x1241f7a58>





Оба алгоритма дают примерно одинаковый результат. Мы использовали метод Уорда, этот метод применяется для задач с близко расположенными кластерами.