## Лабораторная работа №7 "Метод главных компонент"

Долматович Алина, 858641

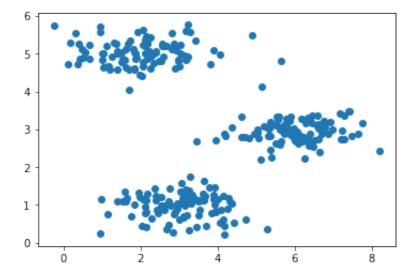
Набор данных ex7data1.mat представляет собой файл формата \*.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X1 и X2 - координаты точек, для которых необходимо выделить главные компоненты.

Набор данных ex7faces.mat представляет собой файл формата \*.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит 5000 изображений 32х32 в оттенках серого. Каждый пиксель представляет собой значение яркости (вещественное число). Каждое изображение сохранено в виде вектора из 1024 элементов. В результате загрузки набора данных должна быть получена матрица 5000х1024.

Загрузите данные ex7data1.mat из файла.

Постройте график загруженного набора данных.

```
In [3]: 1 pyplot.scatter(x[:,0], x[:, 1])
2 pyplot.show()
```



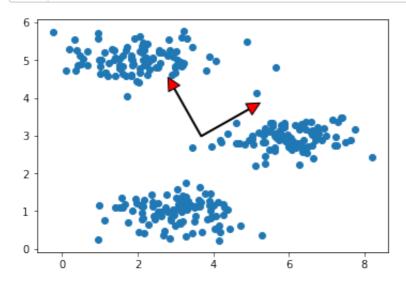
Реализуйте функцию вычисления матрицы ковариации данных.

```
In [4]: 1 def getCovMatrix(x):
    return np.cov(x.T)
```

Вычислите координаты собственных векторов для набора данных с помощью сингулярного разложения матрицы ковариации (разрешается использовать библиотечные реализации матричных разложений).

Постройте на графике из пункта 2 собственные векторы матрицы ковариации.

```
In [6]:
          1 data = x
          2 mu = data.mean(axis=0)
          3 data = data - mu
          5 projected data = np.dot(data, eigenvectors)
          6 sigma = projected data.std(axis=0).mean()
          7
          8 fig, ax = pyplot.subplots()
          9 ax.scatter(x[:,0], x[:, 1])
          10 for axis in eigenvectors:
                 start, end = mu, mu + sigma * axis
          11
                 ax.annotate('', xy=end, xycoords='data',
          12
         13
                             xytext=start, textcoords='data',
         14
                             arrowprops=dict(facecolor='red', width=1.0))
         15 ax.set aspect('equal')
          16 pyplot.show()
```



Реализуйте функцию проекции из пространства большей размерности в пространство меньшей размерности с помощью метода главных компонент.

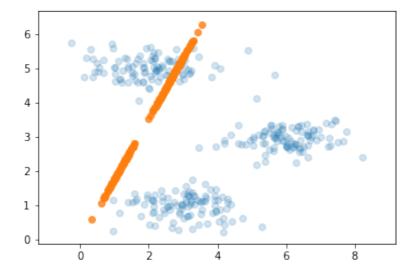
Реализуйте функцию вычисления обратного преобразования.

```
In [8]:
          1
            def restored(x):
          2
                 xNew, v = dimensionalityReduction(x)
          3
                 xRestored = []
          4
                 for n in range(len(xNew)):
          5
                     xRestored.append(np.dot(xNew[n], v))
          6
          7
                 return np.array(xRestored)
          8
          9 xRestored = restored(x)
         10 print(xRestored)
         [ J.03121713 J.J1JJ7130]
         [ 2.8086548
                       4.97453459]
         [ 2.91257892 5.15859928]
         [ 2.63731896  4.671074
         [ 2.6746425
                       4.7371794 ]
         [ 2.7059882  4.79269718]
         [ 2.71602545 4.8104746 ]
         [ 2.77630483  4.91723811]
         [ 2.57021063 4.55221542]
         [ 2.8129783     4.98219214]
         [ 2.66601398  4.72189704]
         [ 2.46995835 4.37465411]
         [ 2.66608703  4.72202643]
         [ 2.66530379  4.7206392 ]
         [ 2.658974
                       4.70942821]
         [ 3.21239712 5.68962074]
         [ 2.96897491 5.25848475]
         [ 2.3564771  4.17366238]
         [ 2.70098904 4.78384294]
```

Постройте график исходных точек и их проекций на пространство меньшей размерности (с линиями проекций).

[ 2.67433188 4.73662923]]

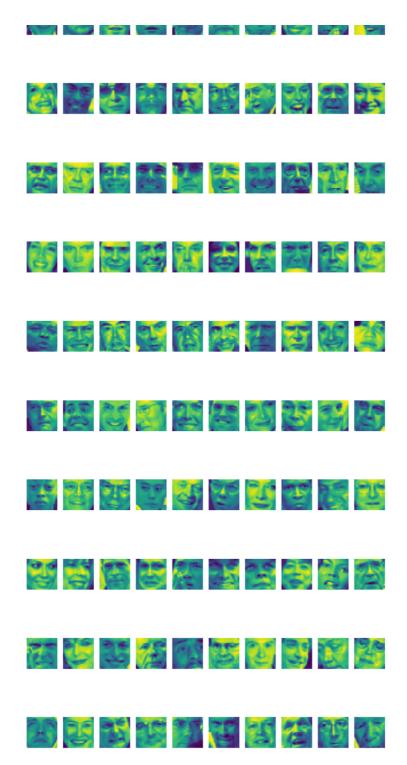
```
In [9]: 1 pyplot.scatter(x[:, 0], x[:, 1], alpha=0.2)
2 pyplot.scatter(xRestored[:, 0], xRestored[:, 1], alpha=0.8)
3 pyplot.axis('equal')
4 pyplot.show()
```



Загрузите данные ex7faces.mat из файла.

Визуализируйте 100 случайных изображений из набора данных.

```
In [11]:
            1
              def visualization(x, count=100):
                   lines = int(math.ceil(count / 10.0))
            2
            3
                   for i in range(lines):
                       _, axis = pyplot.subplots(1, 10)
            5
                       for j in range(10):
                           index = 10*i + j
            6
            7
                           if index < count:</pre>
                                matrix = x[index].reshape(32, 32, order="F")
            8
            9
                                axis[j].imshow(matrix)
           10
                           axis[j].axis("off")
           11
                       pyplot.show()
           12
           13 visualization(x)
```



С помощью метода главных компонент вычислите собственные векторы.

(1024, 1024)

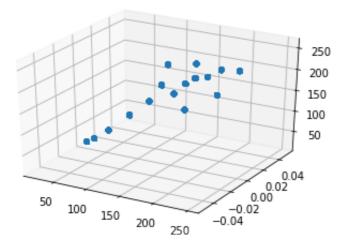
Визуализируйте 36 главных компонент с наибольшей дисперсией. Визуализируйте 100 главных компонент с наибольшей дисперсией. Как изменилось качество выбранных изображений?

```
In [13]:
       1 def imagesVisualization(x, count):
       2
            xRestored = restored(x)
       3
            dispersions = np.array([np.var(value) for value in xRestored])
       4
            indexes = dispersions.argsort()[-count:][::-1]
       5
            values = np.array([xRestored[index] for index in indexes])
       6
            visualization(values, count)
       7
       8 imagesVisualization(x, 50)
```

Используйте изображение, сжатое в лабораторной работе №6 (Кластеризация).

```
In [14]:
           1 compressedImage = misc.imread('compressedImage.png')
           2 print(compressedImage.shape)
           3
           4 compressedImage = compressedImage.reshape(16384, 3)
           5 print(compressedImage)
         (128, 128, 3)
         [[221 186
                      01
          [221 186
                      01
          [221 186
                      0]
          [ 58
                55
                      0]
          [ 58
                 55
                      0]
```

С помощью метода главных компонент визуализируйте данное изображение в 3D и 2D.



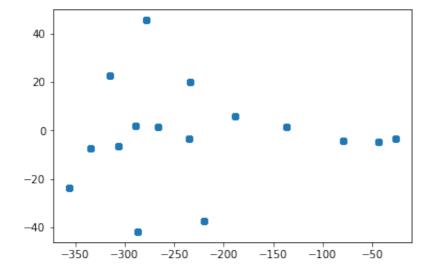
Соответствует ли 2D изображение какой-либо из проекций в 3D?

[ 58

55

0]]

```
In [17]: 1 xNew, v = dimensionalityReduction(compressedImage)
2 pyplot.scatter(xNew[0], xNew[1])
3 pyplot.show()
```



## Вывод

Метод главных компонент — один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество информации. Применяется во многих областях, в том числе, в эконометрике, биоинформатике, обработке изображений, для сжатия данных, в общественных науках.

Вычисление главных компонент может быть сведено к вычислению сингулярного разложения матрицы данных или к вычислению собственных векторов и собственных значений ковариационной матрицы исходных данных.