Санкт-Петербургский Политехнический Университет им. Петра Великого

Высшая школа прикладной математики и вычислительной физики

Отчёт по лабораторной работе №2 по дисциплине “Теория принятия экономических решений”

**Сокращение размерности выборки на основе метода PCA**

Выполнил студент:

Мишутин Д. В.

Группа:

3630102/70301

Проверил:

К.ф.-м.н., доцент

Павлова Людмила Владимировна

Санкт-Петербург

2020 г.

Оглавление

[1 Постановка задачи 3](#_Toc59049888)

[1.1 Описание метода PCA 3](#_Toc59049889)

[1.2 Задача 3](#_Toc59049890)

[1.3 Расчётные формулы 3](#_Toc59049891)

[2 Численные эксперименты 4](#_Toc59049892)

[2.1 Отладка метода с использованием модельных данных 4](#_Toc59049893)

[2.1.1 Исходные данные 4](#_Toc59049894)

[2.1.2 PCA-данные (2 главные компоненты) 4](#_Toc59049895)

[2.1.3 PCA-данные (3 главные компоненты) 5](#_Toc59049896)

[2.2 Отладка метода с использованием данных из репозитория “iris” 6](#_Toc59049897)

[2.2.1 Исходные данные 6](#_Toc59049898)

[2.2.2 PCA-данные (3 главные компоненты) 6](#_Toc59049899)

[2.3 Отладка метода с использованием данных из репозитория “german” 7](#_Toc59049900)

[2.3.1 PCA-данные (3 главные компоненты) 8](#_Toc59049901)

[3 Реализация 13](#_Toc59049902)

[4 Выводы 13](#_Toc59049903)

[5 Литература 14](#_Toc59049904)

[6 Приложения 14](#_Toc59049905)

# Постановка задачи

## 1.1 Описание метода PCA

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) – один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество информации.

PCA направлен на поиск линейно некоррелированных ортогональных осей, которые также известны как главные компоненты в -мерном пространстве, для проецирования точек данных на эти компоненты. Вычисление главных компонент сводится к вычислению собственных векторов и собственных значений ковариационной матрицы или к сингулярному разложению матрицы исходных данных.

Первая PC определяет наибольшую вариацию в данных, каждая последующая объясняет все более меньшую долю вариации.

Критерий информативности:

где – собственные числа ковариационной матрицы (дисперсии) исходных признаков, расположенные в порядке невозрастания.

## 1.2 Задача

Отладить метод главных компонент на модельных коррелированных данных с их визуализацией, как исходных, так и в терминах главных компонент, и вычислить выборочные матрицы ковариаций. Так же применить PCA к данным из репозитория – “german” и “iris”.

На всех наборах данных производим центрирование () для более точного разложения.

## 1.3 Расчётные формулы

* Выборочные средние:
* Выборочная матрица ковариаций:

# **2 Численные эксперименты**

## 2.1 Отладка метода с использованием модельных данных

Пусть имеется выборка объёма , размерности , из нормального распределения .

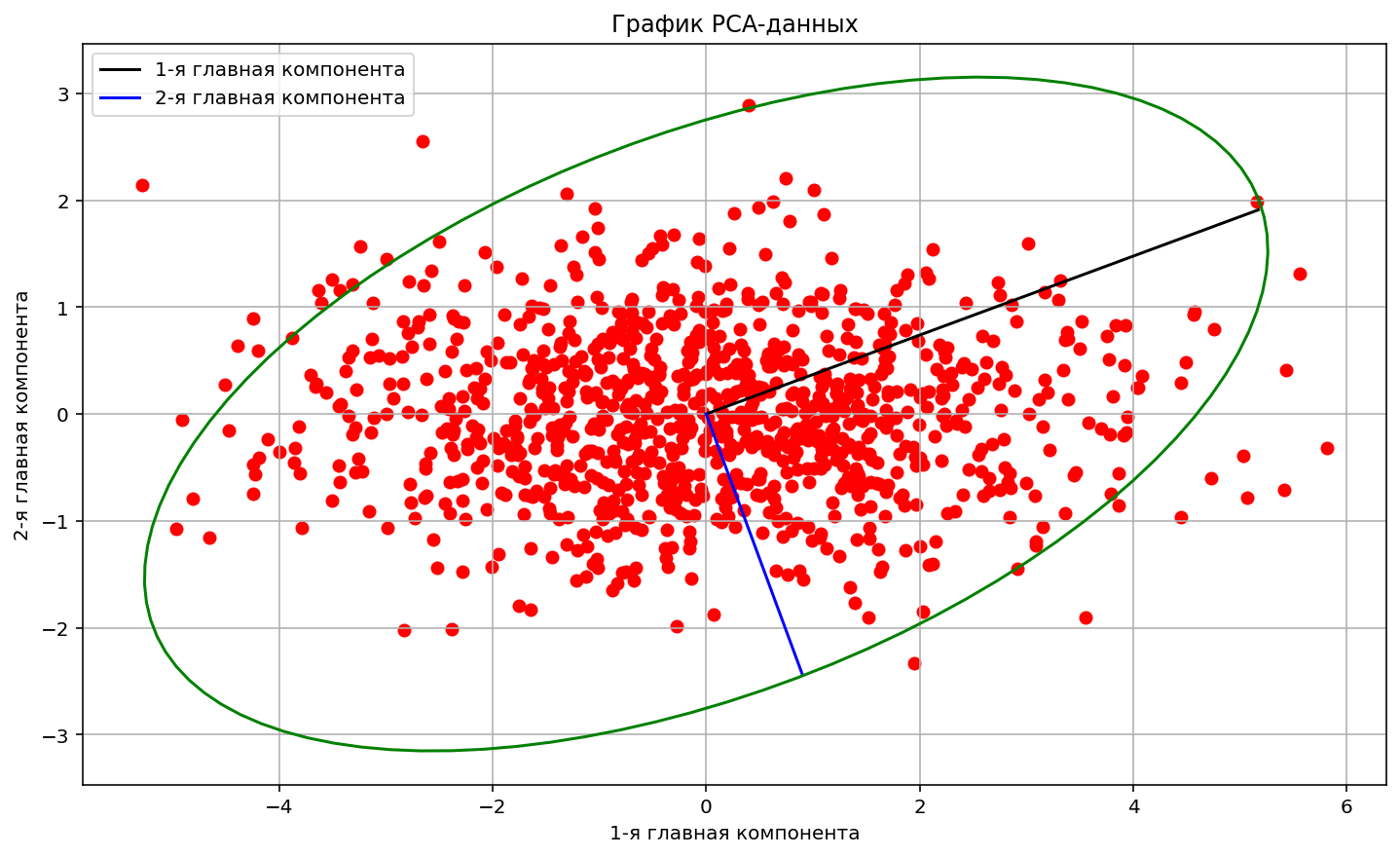
- вектор средних, - матрица ковариаций признаков. Пусть .

### 2.1.1 Исходные данные

* Выборочная матрица ковариаций:

### 2.1.2 PCA-данные (2 главные компоненты)

* Выборочная матрица ковариаций:
* График:

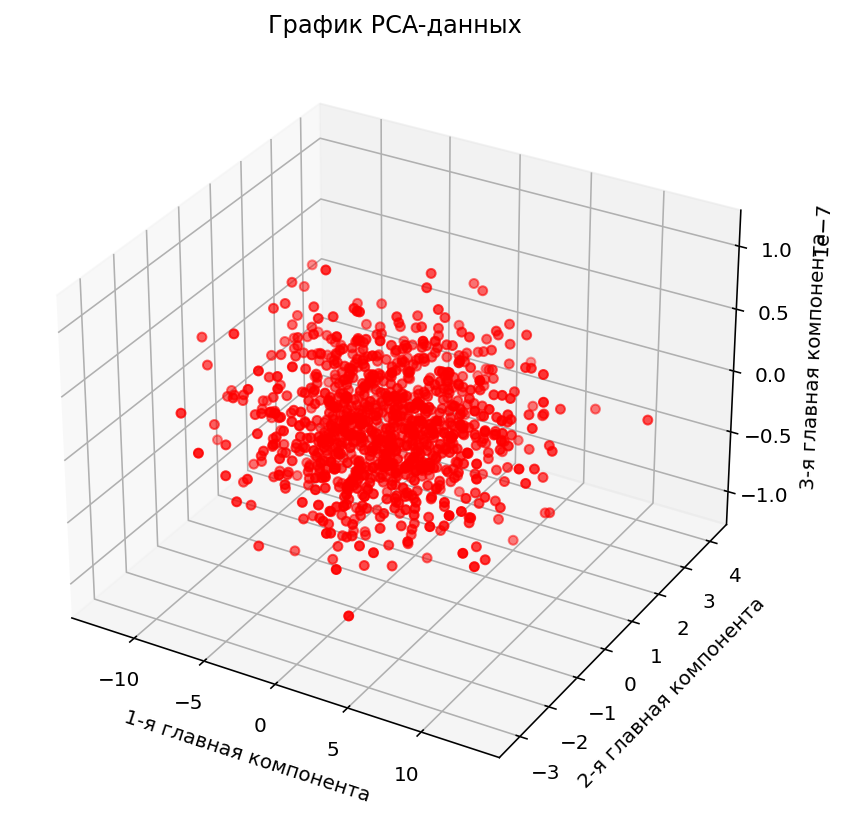


* Анализ полученных результатов:

Как видим, отрезок большой полуоси эллипса объясняет основную часть дисперсии признаков, и в случае задачи сокращения размерности, спроецировав данные на этот отрезок мы потеряем наименьшее количество информации.

### 2.1.3 PCA-данные (3 главные компоненты)

* Выборочная матрица ковариаций для 3-х главных компонент:
* Выборочная матрица ковариаций для 4-х главных компонент:
* График для 3 главных компонент:



* Анализ полученных результатов:

Судя по PCA-графику и матрице выборочных корреляций, на разделимость данных метод PCA не сильно повлиял.

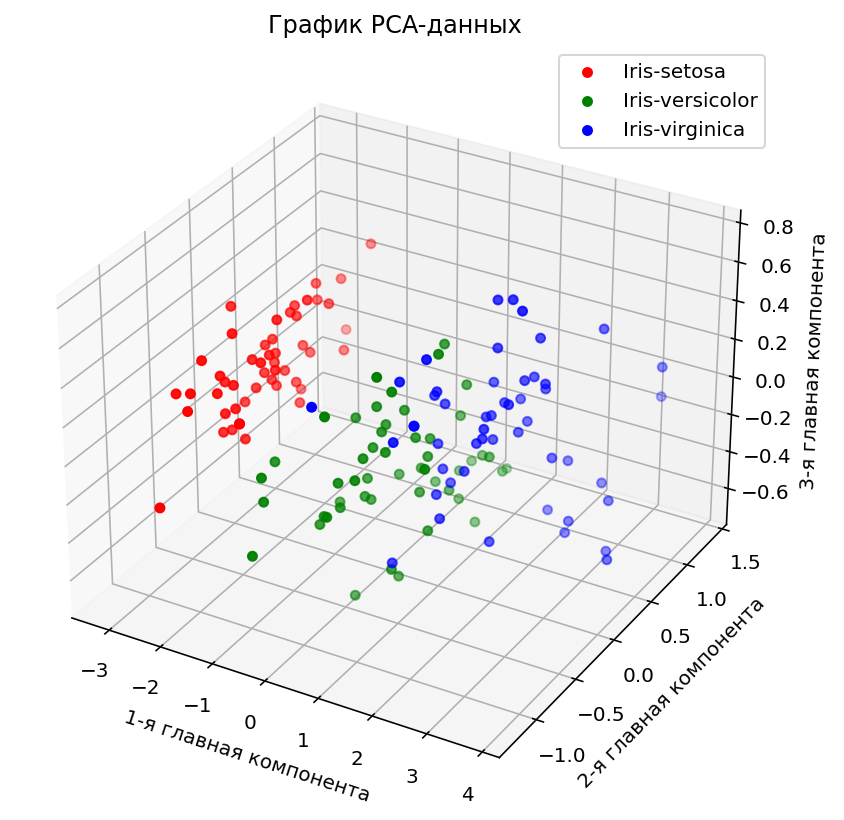
## 2.2 Отладка метода с использованием данных из репозитория “iris”

### 2.2.1 Исходные данные

* Выборочная матрица ковариаций:

### 2.2.2 PCA-данные (3 главные компоненты)

* Выборочная матрица ковариаций:
* График:



* Анализ полученных результатов:

Опять же судя по PCA-графику и матрице выборочных корреляций, на разделимость данных метод PCA не сильно повлиял. Данные как были слабо связаны, так и остались.

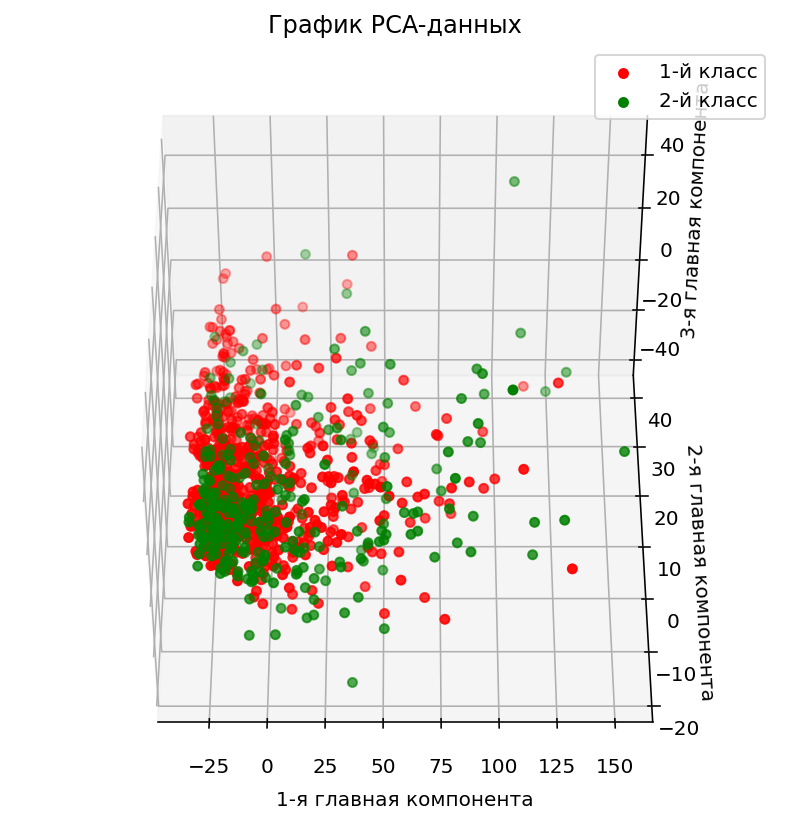
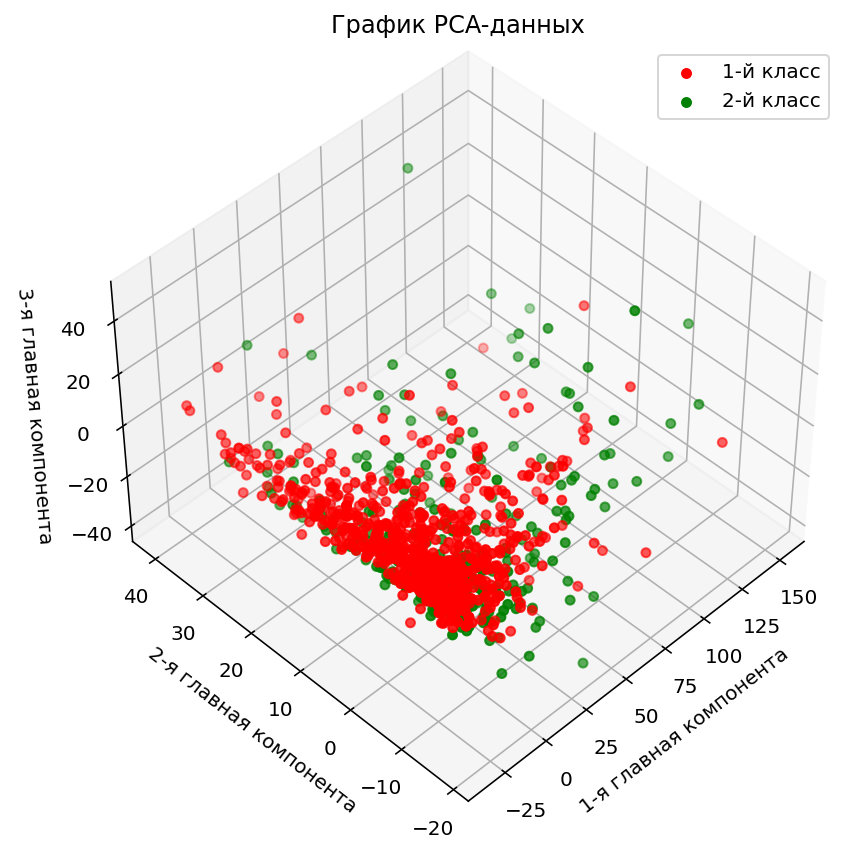
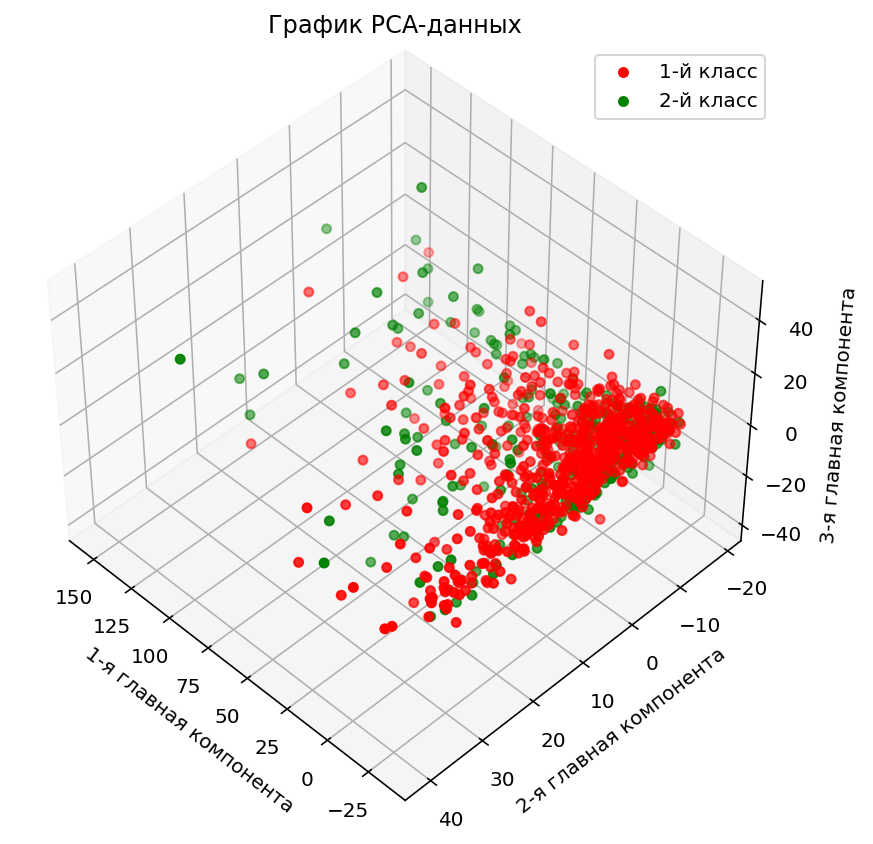
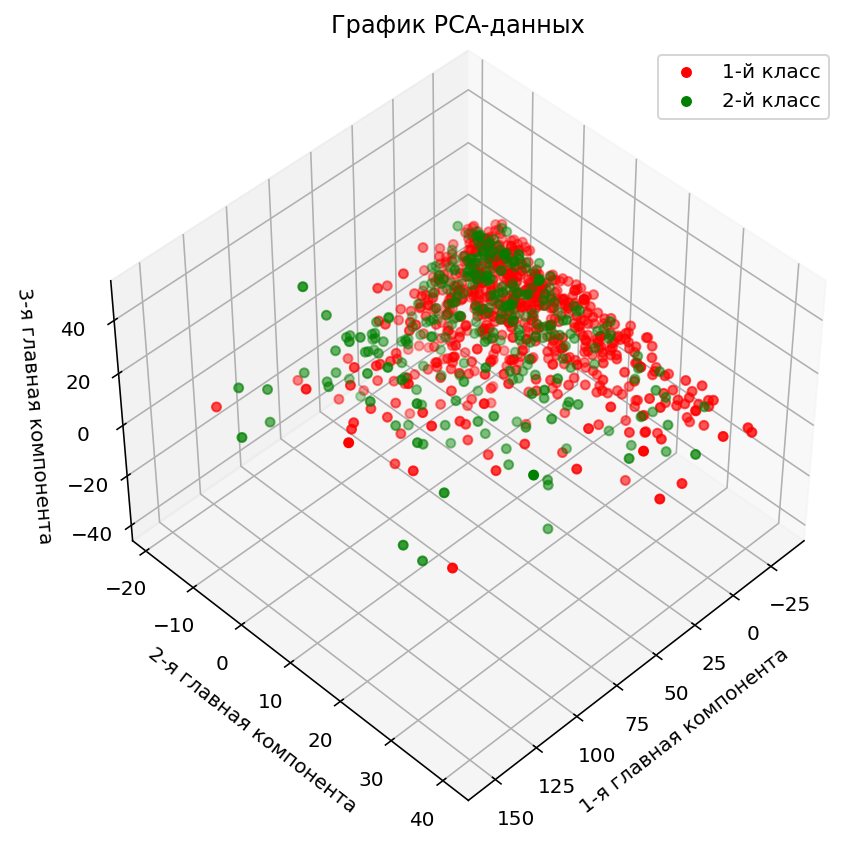
## 2.3 Отладка метода с использованием данных из репозитория “german”

Рассмотрим данные из репозитория (файл *german.data-numeric*). Данные представляют 1000 объектов (1000 резюме различных людей), относящихся к одному из двух классов. Каждый объект характеризует набор из 24 численных признаков, являющихся характеристиками материального, финансового, семейного положения и его трудоустройства.

К первому классу относятся объектов, ко второму - .

### 2.3.1 PCA-данные (3 главные компоненты)

* Выборочная матрица ковариаций:
* График:



* Анализ полученных результатов:

Составим таблицу, отображающую % объясняемой информации при определённом количестве главных компонент, варьирующемся от 1 до 24:

|  |  |
| --- | --- |
| **Главных компонент** | **% объясняемой информации** |
| **1** | 79.426932 |
| **2** | 91.481749 |
| **3** | 98.944705 |
| **4** | 99.195740 |
| **5** | 99.342741 |
| **6** | 99.482677 |
| **7** | 99.582537 |
| **8** | 99.677241 |
| **9** | 99.758069 |
| **10** | 99.805665 |
| **11** | 99.848980 |
| **12** | 99.877206 |
| **13** | 99.900570 |
| **14** | 99.922829 |
| **15** | 99.942780 |
| **16** | 99.959196 |
| **17** | 99.970300 |
| **18** | 99.979710 |
| **19** | 99.986715 |
| **20** | 99.991236 |
| **21** | 99.994239 |
| **22** | 99.996956 |
| **23** | 99.998554 |
| **24** | 100.000000 |

Вместе 3 главные компоненты объясняют 98.944705 % информации:

1-я объясняет 79.426932 % дисперсии

2-я объясняет 12.054817 % дисперсии

3-я объясняет 7.462957 % дисперсии

Мы сократили размерность с 24 до 3 признаков. Наблюдались как большие, так и малые значения в выборочной матрице корреляции исходной выборки. Следовательно, сложно сделать какие-то однозначные выводы. Наблюдается некоторая зависимость, но данные достаточно плохо разделимы.

Как видно из таблицы, чем больше главных компонент, тем медленнее приближается % информативности к значению 100. В данном случае можно оставить 2 главные компоненты, сохранив информативность равную 91.481749 %.

# 3 Реализация

Была использована среда *IPython Notebook* (язык *Python 3.8.2*): модули *numpy* для работы с массивами и математических расчётов, *pandas* - для хранения данных в таблицах, *matplotlib.pyplot* – для построения графиков; *PCA* из модуля *sklearn.decomposition* для стандартизации матрицы наблюдений и *display* из модуля *IPython.display* для отображения pandas’ских таблиц в браузере.

# 4 Выводы

PCA – это проверенный и эффективный метод снижения размерности данных, особенно в случае когда эти признаки в данных имеют заметную линейную коррелированность. Чем сильнее линейная корреляция, тем меньше потеря информации.

# 5 Литература

[Основы работы с *numpy* (отдельная глава курса)](https://stepik.org/course/401)

Лекции по ТПЭР, “Метод PCA”, Павлова Л. В., 2020 г.

# 6 Приложения

[Код лабораторной](https://github.com/MeShootIn/economics-decision-theory/blob/main/lab_2/main.ipynb)