### Лабораторная работа № 1

#### Цели и задачи

Цель изучение инструментов интеллектуальной обработки данных (Google Colab)

#### Задачи

- 1. Изучение Google Colab
- 2. Загрузка данных из датасета

Датасеты

https://www.kaggle.com/datasets

https://datasetsearch.research.google.com/

https://github.com/awesomedata/awesome-public-datasets

- 3. Изучение
  - а. построение статистики
  - b. построение графиков
- 4. Создание аккаунта и размещение проекта на GitLab

Блокнот Colab — это бесплатная интерактивная облачная среда для работы с кодом от Google. Принцип у нее такой же, как у остальных онлайн-офисов компании: она позволяет одновременно с коллегами работать с данными.

Collab построен на подобии Jupiter notebook, инструмента, который позволяет запускать Python код и сразу демонстрировать результат работы конкретного блока кода. У коллаба есть преимущество перед этой программой. Его код может выполняться не на самом компьютере, а на серверах Google. Есть бесплатный вариант пользоваться ими, но результаты работы сохраняются только на протяжении 12 часов. Кроме того, Google отключает блокноты после примерно 30 минут бездействия, чтобы не перегружать процессоры. Есть и платная подписка, в которой нет этих ограничений.

Главная особенность «Колаборатории» — бесплатные мощные графические процессоры GPU и TPU, благодаря которым можно заниматься не только

базовой аналитикой данных, но и более сложными исследованиями в области машинного обучения. С тем, что СРU вычисляет часами, GPU или TPU справляются за минуты или даже секунды.

- CPU центральный процессор мозг компьютера, который выполняет операции с данными. Настолько универсален, что может использоваться почти для всех задач: от записи фотографий на флешку до моделирования физических процессов.
- GPU графический процессор. Обрабатывает данные быстрее, так как задачи выполняет параллельно, а не последовательно, как CPU. Он заточен исключительно под графику, поэтому на нем удобнее работать с изображением и видео, например заниматься 3D-моделированием или монтажом.
- TPU тензорный процессор, разработка Google. Он предназначен для тренировки нейросетей. У этого процессора в разы выше производительность при больших объемах вычислительных задач.

С любым языком программирования в разы сложнее работать без библиотек. Чтобы узнать, с какими библиотеками поставляется коллаб, есть отдельная команда:

Быстро освоить или подтянуть свои знания в Python можно в следующих ресурсах:

- <a href="https://www.learnpython.org/">https://www.learnpython.org/</a>
- <a href="https://www.codecademy.com/">https://www.codecademy.com/</a>
- <a href="https://checkio.org/">https://checkio.org/</a>
- <a href="https://stepik.org/course/67/">https://stepik.org/course/67/</a>
- <a href="https://stepik.org/course/512/">https://stepik.org/course/512/</a>
- https://stepik.org/course/431/
- https://stepik.org/course/56391/

#### Мануалы по Google Collab:

• <a href="https://towardsdatascience.com/getting-started-with-google-colab-f2fff">https://towardsdatascience.com/getting-started-with-google-colab-f2fff</a>
97f594c

- <a href="https://www.geeksforgeeks.org/how-to-use-google-colab/">https://www.geeksforgeeks.org/how-to-use-google-colab/</a>
- Многое объясняющий обзорный блокнот:
   <a href="https://colab.research.google.com/notebooks/basic\_features\_overview.i">https://colab.research.google.com/notebooks/basic\_features\_overview.i</a>
   <a href="pynb">pynb</a>

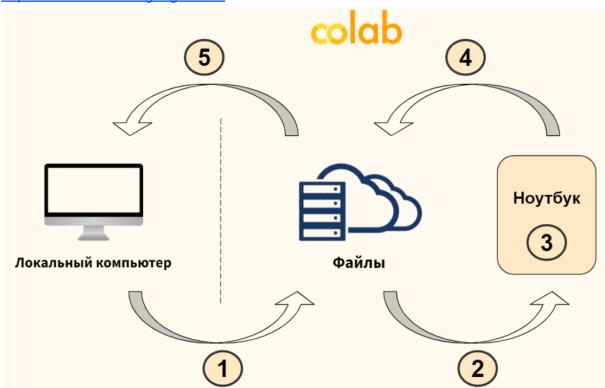
#### Мануалы по Jupiter:

• https://jupyter-notebook.readthedocs.io/en/stable/

#### Ход выполнения работы

### Начало работы

https://colab.research.google.com/



В целом работа с файлами в Google Colab состоит из следующих этапов.

• **Этап 1**. Подгрузка файлов с локального компьютера на сервер Google

- **Этап 2**. Чтение файла
- Этап 3. Построение модели и прогноз
- **Этап 4**. Сохранение результата в новом файле на сервере Google
- Этап 5. Скачивание обратно на жесткий диск

Пройдемся по каждому из них. Но прежде поговорим про данные.

## Датасет «Титаник»

На этом занятии предлагаю взять датасет о пассажирах корабля «Титаник», который, как известно, затонул в 1912 году при столкновении с айсбергом. Часть пассажиров выжила, но многие, к сожалению, погибли. В предложенном датасете собрана информация о самих пассажирах (признаки), а также о том, выжили они или нет (целевая переменная).



Данные уже разделены на обучающую и тестовую выборки. Скачаем их.

train.csv

test.csv

Датасеты для самостоятельной работы

https://www.kaggle.com/datasets

https://datasetsearch.research.google.com/

https://github.com/awesomedata/awesome-public-datasets

## Этап 1. Подгрузка файлов в Google Colab

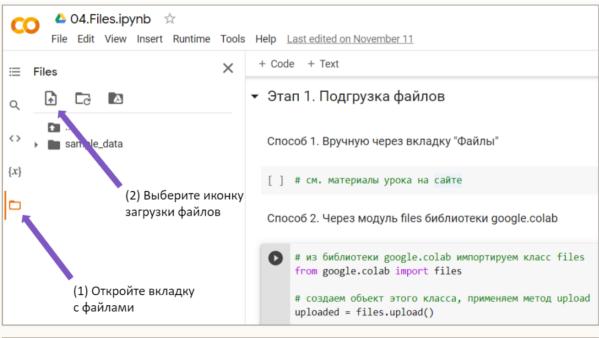
Если внешние файлы хранятся на локальном компьютере, то нам нужно подгрузить их в так называемое «Сессионное хранилище» (session storage, по сути, сервер Google).

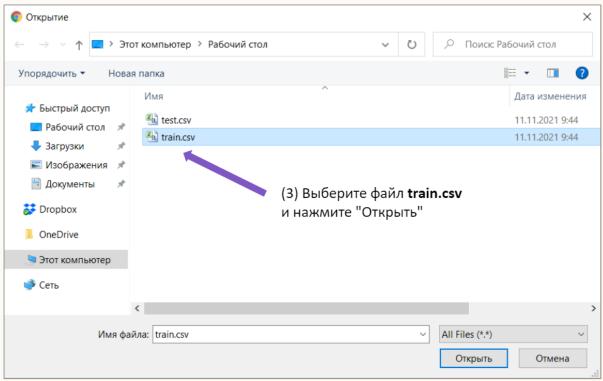
Слово «сессионное» указывает на то, что данные, как я уже говорил, хранятся временно и после завершения очередной сессии стираются.

Подгрузить данные с локального компьютера можно двумя способами.

## Способ 1. Вручную через вкладку «Файлы»

Этот способ мы использовали до сих пор. В качестве напоминания приведу скриншоты подгрузки файла train.csv.





# Способ 2. Через объект files библиотеки google.colab

К объекту **files** мы применяем метод **.upload()**, который передает нам словарь. Ключами этого словаря будут названия файлов, а значениями — сами подгруженные данные. Приведем пример с файлом test.csv.

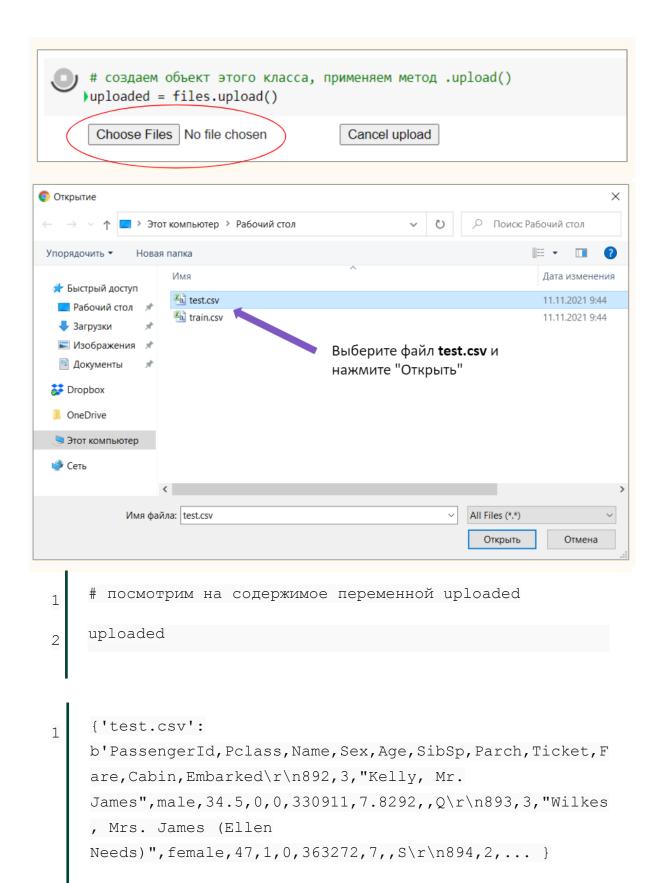
```
# из библиотеки google.colab импортируем класс files

from google.colab import files

# создаем объект этого класса, применяем метод
.upload()

uploaded = files.upload()
```

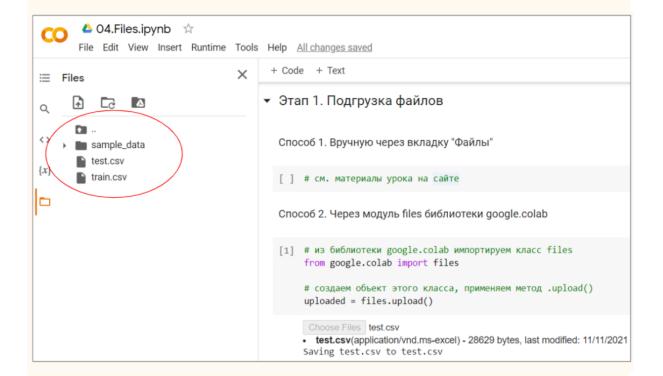
Нам будет предложено выбрать файл на жестком диске.



Все что идет после двоеточия (:) и есть наш файл. Он содержится в формате bytes, о чем свидетельствует буква b перед строкой файла (подробнее об этом ниже).

## Этап 2. Чтение файлов

После загрузки оба файла (train.csv и test.csv) оказываются в сессионном хранилище в папке под названием /content/.



### Просмотр содержимого в папке /content/

### Модуль os и метод .walk()

Для того чтобы просмотреть ее содержимое внутри ноутбука, мы можем воспользоваться модулем **os** (отвечает за взаимодействие Питона с операционной системой) и, в частности, методом .walk() (позволяет «пройтись» по содержимому конкретной папки).

```
# импортируем модуль os
1
   import os
2
3
   # выводим пути к папкам (dirpath) и наименования
4
   файлов (filenames) и после этого
5
   for dirpath, , filenames in os.walk('/content/'):
6
7
     # во вложенном цикле проходимся по названиям файлов
8
     for filename in filenames:
9
1
       # и соединяем путь до папок и входящие в эти папки
0
   файлы
1
     # с помощью метода path.join()
1
       print(os.path.join(dirpath, filename))
1
2
```

```
/content/test.csv
1
   /content/train.csv
2
   /content/.config/gce
3
   /content/.config/.last update check.json
4
   /content/.config/config sentinel
5
   /content/.config/.last opt in prompt.yaml
6
   /content/.config/active config
7
   /content/.config/.last survey prompt.yaml
8
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.34.55.836922.log
9
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.34.28.082269.log
1
0
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.34.08.637862.log
1
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.34.55.017895.log
1
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.33.47.856572.log
1
   /content/.config/logs/2021.11.01/13.34.35.080342.log
2
   /content/.config/configurations/config default
1
3
   /content/sample data/anscombe.json
1
   /content/sample data/README.md
4
   /content/sample data/california housing test.csv
1
5
   /content/sample data/mnist train small.csv
1
   /content/sample data/california housing train.csv
   /content/sample data/mnist test.csv
```

Первые два файла и есть наши данные. В скрытой подпапке /.config/ содержатся служебные файлы, а в подпапке /sample\_data/ — примеры датасетов, хранящиеся в Google Colab по умолчанию.

#### Команда !Is

Кроме того, если нас интересуют только видимые файлы и папки, мы можем воспользоваться **командой !ls** (ls означает to list, т.е. «перечислить»).

```
!ls
sample_data test.csv train.csv
```

Подобным образом мы можем заглянуть внутрь папки sample\_data.

```
!ls /content/sample_data/

anscombe.json mnist_test.csv

california_housing_test.csv mnist_train_small.csv

california_housing_train.csv README.md
```

Теперь прочитаем файл сначала из переменной uploaded, а затем напрямую из папки /content/.

## Чтение из переменной uploaded

Как мы уже сказали выше, в словаре **uploaded** файл содержится в формате bytes.

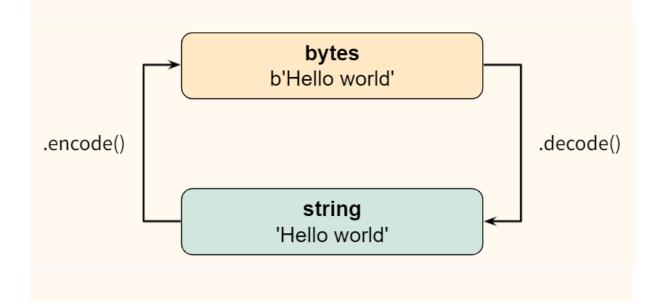
```
# посмотрим на тип значений словаря uploaded

type(uploaded['test.csv'])

bytes
```

Основная особенность: информация в объекте bytes представляет собой последовательностях байтов (byte string), в то время как обычная строка — это последовательность символов (character string). Компьютер понимает первый тип, мы (люди) — второй.

Для того чтобы прочитать информацию из объекта bytes, ее нужно декодировать (decode). Если мы захотим вернуть ее обратно в объект bytes, соответственно, закодировать (encode).



Таким образом, чтобы прочитать данные напрямую из словаря **uploaded**, вначале нам нужно преобразовать эти данные в обычную строку.

```
# обратимся к ключу словаря uploaded и применим метод
.decode()

uploaded_str = uploaded['test.csv'].decode()

# на выходе получаем обычную строку

print(type(uploaded_str))

<class 'str'>
```

Выведем первые 35 значений.

```
print(uploaded_str[:35])

PassengerId, Pclass, Name, Sex, Age, Sib
```

Если разбить строку методом .split() по символам \r (возврат к началу строки) и \n (новая строка), то на выходе мы получим список.

```
uploaded_list = uploaded_str.split('\r\n')
type(uploaded_list)
```

#### Пройдемся по этому списку и выведем первые четыре значения.

```
# не забудем создать индекс с помощью функции
1
   enumerate()
2
    for i, line in enumerate (uploaded list):
3
4
      # начнем выводить записи
5
     print(line)
6
7
      # когда дойдем до четвертой строки
8
     if i == 3:
9
1
        # прервемся
0
        break
   PassengerId, Pclass, Name, Sex, Age, SibSp, Parch, Ticket, Fare
   ,Cabin,Embarked
   892,3,"Kelly, Mr. James", male, 34.5,0,0,330911,7.8292,,Q
   893,3,"Wilkes, Mrs. James (Ellen
   Needs) ", female, 47, 1, 0, 363272, 7, , S
   894,2,"Myles, Mr. Thomas
   Francis", male, 62, 0, 0, 240276, 9.6875, , Q
```

Вот нам и пригодился оператор break. Как мы видим, первая строка — это заголовок (header), остальные — информация по каждому из пассажиров.

## Использование функции open() и конструкции with open()

Такого же результата можно добиться с помощью базовой функции open().

Обратите внимание, здесь мы читаем файл непосредственно из папки /content/. Декодировать файл уже не нужно.

Функция **open()** возвращает объект, который используется для чтения и изменения файла. Откроем файл train.csv.

```
# передадим функции open() адрес файла

# параметр 'r' означает, что мы хотим прочитать (read)
файл

f1 = open('/content/train.csv', 'r')
```

Вначале попробуем применить метод .read().

```
# метод .read() помещает весь файл в одну строку

# выведем первые 142 символа (если параметр не указывать, выведется все содержимое)

print(f1.read(142))

# в конце файл необходимо закрыть

f1.close()

PassengerId, Survived, Pclass, Name, Sex, Age, SibSp, Parch, Ticket, Fare, Cabin, Embarked

1,0,3, "Braund, Mr. Owen Harris", male, 22,1,0,A/5

21171,7.25,,S
```

Для наших целей метод .read() не очень удобен. Будет лучше пройтись по файлу в цикле for.

```
# снова откроем файл
1
   f2 = open('/content/train.csv', 'r')
2
3
   # пройдемся по нашему объекту в цикле for и
4
   параллельно создадим индекс
5
   for i, line in enumerate(f2):
6
7
        # выведем строки без служебных символов по краям
8
       print(line.strip())
9
```

```
1
0
        # дойдя до четвертой строки, прервемся
1
        if i == 3:
1
          break
1
2
    # не забудем закрыть файл
1
3
    f2.close()
1
4
1
5
```

```
PassengerId, Survived, Pclass, Name, Sex, Age, SibSp, Parch, Ticket, Fare, Cabin, Embarked

1,0,3, "Braund, Mr. Owen Harris", male, 22,1,0,A/5
21171,7.25,,S

2,1,1, "Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer)", female, 38,1,0,PC 17599,71.2833,C85,C

3,1,3, "Heikkinen, Miss. Laina", female, 26,0,0,STON/O2.3101282,7.925,,S
```

Еще один способ — использовать **конструкцию with open()**. В этом случае специально закрывать файл не нужно.

```
# скажем Питону: "открой файл и назови его f3"
1
   with open('/content/test.csv', 'r') as f3:
2
3
      # "пройдись по строкам без служебных символов"
4
     for i, line in enumerate(f3):
5
        print(line.strip())
6
7
        # и "прервись на четвертой строке"
8
        if i == 3:
9
          break
1
0
   PassengerId, Pclass, Name, Sex, Age, SibSp, Parch, Ticket, Fare
   , Cabin, Embarked
   892,3,"Kelly, Mr. James", male, 34.5,0,0,330911,7.8292,,Q
   893,3,"Wilkes, Mrs. James (Ellen
   Needs) ", female, 47, 1, 0, 363272, 7, , S
   894,2,"Myles, Mr. Thomas
   Francis", male, 62, 0, 0, 240276, 9.6875,, Q
```

## Чтение через библиотеку Pandas

Вероятно наиболее удобный и подходящий для наших целей способ чтения файлов — это преобразование напрямую в датафрейм библиотеки Pandas. С этим методом в целом мы уже знакомы.

```
# импортируем библиотеку

import pandas as pd

# применим функцию read_csv() и посмотрим на первые три
записи файла train.csv

train = pd.read_csv('/content/train.csv')

train.head(3)

PassengerId Survived Pclass

Name Sex Age SibSp Par
```

|   | PassengerId | Survived | Pclass | Name   | Sex    | Age  | SibSp | Parch |
|---|-------------|----------|--------|--|--------|------|-------|-------|
| 0 | 1           | 0        | 3      | Braund, Mr. Owen Harris                        | male   | 22.0 | 1     | 0     |
| 1 | 2           | 1        | 1      | Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th | female | 38.0 | 1     | 0     |
| 2 | 3           | 1        | 3      | Heikkinen, Miss. Laina                         | female | 26.0 | 0     | 0     |

```
# сделаем то же самое с файлом test.csv

test = pd.read_csv('/content/test.csv')

test.head(3)
```

|   | PassengerId | Pclass | Name                             | Sex    | Age  | SibSp | Parch |
|---|-------------|--------|----------------------------------|--------|------|-------|-------|
| 0 | 892         | 3      | Kelly, Mr. James                 | male   | 34.5 | 0     | 0     |
| 1 | 893         | 3      | Wilkes, Mrs. James (Ellen Needs) | female | 47.0 | 1     | 0     |
| 2 | 894         | 2      | Myles, Mr. Thomas Francis        | male   | 62.0 | 0     | 0     |

Примечание. На скриншотах приведена лишь часть датафреймов, полностью их можно посмотреть в ноутбуке.

# Этап 3. Построение модели и прогноз

Давайте ненедолго отвлечемся от работы с файлами и построим несложную модель, которая предскажет погиб пассажир (обозначим этот факт через 0) или выжил (1). Прежде всего, концептуально обсудим, что нам нужно сделать.

Для понимания дальнейшей работы очень советую пройти или повторить первые три раздела вводного курса. На этом занятии я предполагаю, что вы с ними уже знакомы.

- Шаг 1. Обработать и проанализировать данные
- **Шаг 2**. Разделить обучающую выборку (train) на признаки (X\_train) и целевую переменную (y\_train)
- Шаг 3. Обучить модель логистической регрессии
- **Шаг 4**. Подготовить тестовые данные (X\_test) и построить прогноз

А теперь обо всем по порядку.

## Шаг 1. Обработка и анализ данных

Исследовательский анализ данных (EDA)

Напомню, что основная задача EDA — выявить взаимосвязь между признаками и целевой переменной. Воспользуемся методом .info(), чтобы обобщенно посмотреть на наши данные.

```
train.info()
   <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
1
   RangeIndex: 891 entries, 0 to 890
2
   Data columns (total 12 columns):
3
      Column Non-Null Count Dtype
4
5
   O PassengerId 891 non-null int64
6
     Survived 891 non-null int64
7
     Pclass 891 non-null int64
8
      Name 891 non-null object
9
       Sex
                   891 non-null object
1
0
                   714 non-null float64
      Age
1
                   891 non-null int64
   6
      SibSp
1
                   891 non-null int64
      Parch
1
      Ticket 891 non-null object
2
      Fare 891 non-null float64
1
3
   10 Cabin
                   204 non-null object
      Embarked 889 non-null object
   11
```

```
dtypes: float64(2), int64(5), object(5)

memory usage: 83.7+ KB

1
6
1
7
1
8
1
9
```

Как мы видим, у нас 12 переменных. Одна из них (Survived) — зависимая (целевая), остальные — независимые (признаки). Всего в датасете 891 запись, при этом в нескольких переменных есть пропуски.

Ниже приведено короткое описание каждой из переменных:

- PassengerId id пассажира
- Survived погиб (0) или выжил (1)
- Pclass класс билета (первый (1), второй (2) или третий
   (3))
- Name имя пассажира
- Sex пол
- Age возраст
- SibSp количество братьев и сестер или супругов на борту
- Parch количество родителей и детей на борту
- Ticket номер билета

- Fare стоимость билета
- Cabin номер каюты
- Embarked порт посадки (С Шербур; Q Квинстаун; S Саутгемптон)

#### Проведем несложный визуальный анализ данных.

```
# для построения графиков воспользуемся новой для нас библиотекой seaborn

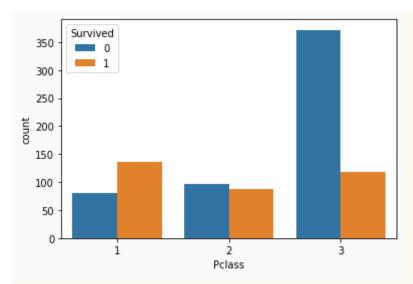
import seaborn as sns
```

У нас есть несколько потенциально значимых категориальных переменных, целевая переменная — тоже категориальная. В этом случае удобно использовать столбчатую диаграмму (bar chart), где каждый столбец также разбит на категории. В библиотеке seaborn такую диаграмму можно построить с помощью функции countplot().

```
# посмотрим насколько значим класс билета для
выживания пассажира

# с помощью х и hue мы можем уместить две
категориальные переменные на одном графике

sns.countplot(x = 'Pclass', hue = 'Survived', data = train)
```



Мы видим, что погибших пассажиров в третьем классе гораздо больше, чем выживших. При этом в первом классе больше выживших, чем погибших. Очевидно класс билета имеет значение.

```
# кто выживал чаще, мужчины или женщины?

sns.countplot(x = 'Sex', hue = 'Survived', data = train)

Survived

100

100

Sex

Sex
```

Большинство мужчик погибло. Большая часть женщин выжила. Пол также значим для построения прогноза.

### Пропущенные значения

Посмотрим, что можно сделать с пропущенными значениями (missing values).

```
# выявим пропущенные значения с помощью .isnull() и
   посчитаем их количество sum()
   train.isnull().sum()
   PassengerId 0
1
   Survived
2
   Pclass
3
   Name
4
                      0
   Sex
5
   Age
                    177
6
   SibSp
7
   Parch
8
   Ticket
9
   Fare
1
0
   Cabin
                    687
1
   Embarked
1
   dtype: int64
1
2
```

Больше всего пропущенных значений в переменной Cabin. Они также есть в переменных Age и Embarked.

```
# переменная Cabin (номер каюты), скорее всего, не
1
    является самой важной
2
    # избавимся от нее с помощью метода .drop()
3
    # (параметр axis отвечает за столбцы, inplace = True
4
    сохраняет изменения)
    train.drop(columns = 'Cabin', axis = 1, inplace =
    True)
    # а вот Аде (возраст) точно важен, заменим пустые
    значения средним арифметическим
2
    train['Age'].fillna(train['Age'].mean(), inplace =
    True)
```

В данном случае мы применили метод .fillna(), то есть «заполнить пропуски», к столбцу Age (через train['Age']) и заполнили пропуски средним значением этого же столбца через train['Age'].mean().

Более подробно с преобразованием датафреймов мы познакомимся на курсе анализа и обработки данных. На данном этапе важно просто понимать логику нашей работы.

```
# у нас остаются две пустые строки в Embarked, удалим их

train.dropna(inplace = True)
```

#### Посмотрим на результат.

```
train.isnull().sum()
1
   PassengerId 0
1
   Survived
2
   Pclass
3
   Name
4
                   0
   Sex
5
   Age
6
   SibSp
7
   Parch
8
   Ticket
9
   Fare
1
0
   Embarked
1
   dtype: int64
1
1
2
```

#### Категориальные переменные

Теперь нужно поработать с категориальными переменными (categorical variable). Как мы помним, модель не сможет подобрать веса, если значения выражены словами (например, male и female в переменной Sex или C, Q, S в переменной Embarked).

Кроме того, когда категория выражена не 0 и 1, мы все равно не можем оставить ее без изменения. Например, если не трогать переменную Pclass, то модель воспримет классы 1, 2 и 3 как количественную переменную (проще говоря, число), а не как категорию.

И в первом, и во втором случае к переменным нужно применить one-hot encoding. Мы уже познакомились с этим методом, когда разбирали нейронные сети. В библиотеке Pandas есть метод .get\_dummies(), который как раз и выполнит необходимые преобразования.

В статистике, dummy variable или вспомогательная переменная — это переменная, которая принимает значения 0 или 1 в зависимости от наличия определенного признака.

Применим этот метод на практике.

```
# применим one-hot encoding к переменной Sex (пол) с помощью метода .get_dummies()
```

```
pd.get_dummies(train['Sex']).head(3)
```

|   | female | male |
|---|--------|------|
| 0 | 0      | 1    |
| 1 | 1      | 0    |
| 2 | 1      | 0    |

Первый пассажир — мужчина (в колонке male стоит 1), второй и третий — женщина. Помимо этого, если присмотреться, то станет очевидно, что мы можем обойтись только одним столбцом. В частности, в столбце male уже содержится достаточно информации о поле (если 1 — мужчина, если 0 — женщина). Это значит, что первый столбец можно удалить.

```
# удалим первый столбец, он избыточен

sex = pd.get_dummies(train['Sex'], drop_first = True)

sex.head(3)

male

0 1
1 0
2 0
```

Сделаем то же самое для переменных Pclass и Embarked.

```
embarked = pd.get_dummies(train['Embarked'],
drop_first = True)

pclass = pd.get_dummies(train['Pclass'], drop_first =
True)
```

Еще раз замечу, что переменную Survived трогать не надо. Она уже выражена через 0 и 1.

Присоединим новые (закодированные) переменные к исходному датафрейму train. Для этого используем функцию .concat().

```
train = pd.concat([train, pclass, sex, embarked],
axis = 1)
```

#### Отбор признаков

Теперь давайте отберем те переменные (feature selection), которые мы будем использовать в модели.

- В первую очередь, удалим исходные (до применения one-hot encoding) переменные Sex, Pclass и Embarked
- Кроме того, переменные Passengerld, Name и Ticket вряд ли скажут что-то определенное о шансах на выживание пассажира, удалим и их

```
# применим функцию drop() к соответствующим столбцам

train.drop(['PassengerId', 'Pclass', 'Name', 'Sex',
    'Ticket', 'Embarked'], axis = 1, inplace = True)

train.head(3)
```

|   | Survived | Age  | SibSp | Parch | Fare    | 2 | 3 | male | Q | S |
|---|----------|------|-------|-------|---------|---|---|------|---|---|
| 0 | 0        | 22.0 | 1     | 0     | 7.2500  | 0 | 1 | 1    | 0 | 1 |
| 1 | 1        | 38.0 | 1     | 0     | 71.2833 | 0 | 0 | 0    | 0 | 0 |
| 2 | 1        | 26.0 | 0     | 0     | 7.9250  | 0 | 1 | 0    | 0 | 1 |

Как вы видите, теперь все переменные либо количественные (Age, SibSp, Parch, Fare), либо категориальные и выражены через 0 и 1.

#### Нормализация данных

На занятиях по классификации и кластеризации мы уже говорили о важности приведения количественных переменных к одному масштабу. В противном случае модель может неоправданно придать большее значение признаку с большим масштабом.

```
# импортируем класс StandardScaler
1
   from sklearn.preprocessing import StandardScaler
2
   # создадим объект этого класса
3
   scaler = StandardScaler()
4
   # выберем те столбцы, которые мы хотим масштабировать
5
   cols to scale = ['Age', 'Fare']
6
7
   # рассчитаем среднее арифметическое и СКО для
8
   масштабирования данных
9
   scaler.fit(train[cols to scale])
```

```
1
0
    # применим их
1
    train[cols to scale] =
1
    scaler.transform(train[cols_to_scale])
1
2
    # посмотрим на результат
1
    train.head(3)
3
1
4
1
5
1
6
1
```

|   | Survived | Age       | SibSp | Parch | Fare      | 2 | 3 | male | Q | S |
|---|----------|-----------|-------|-------|-----------|---|---|------|---|---|
| 0 | 0        | -0.590495 | 1     | 0     | -0.500240 | 0 | 1 | 1    | 0 | 1 |
| 1 | 1        | 0.643971  | 1     | 0     | 0.788947  | 0 | 0 | 0    | 0 | 0 |
| 2 | 1        | -0.281878 | 0     | 0     | -0.486650 | 0 | 1 | 0    | 0 | 1 |

Остается небольшой технический момент. Переменные 2 и 3 (второй и третий класс) выражены числами, а не строками (их выдает отсутствие кавычек в коде ниже). Так быть не должно.

```
Index(['Survived', 'Age', 'SibSp', 'Parch', 'Fare', 2,
3, 'male', 'Q', 'S'], dtype='object')
```

Преобразуем эти переменные в тип str через функцию map().

```
train.columns = train.columns.map(str)
```

# Шаг 2. Разделение обучающей выборки на признаки и целевую переменную

```
# поместим в X_train все кроме столбца Survived

X_train = train.drop('Survived', axis = 1)

# столбец 'Survived' станет нашей целевой переменной (у_train)

y_train = train['Survived']

X_train.head(3)
```

```
        Age
        SibSp
        Parch
        Fare
        2
        3
        male
        Q
        S

        0
        -0.590495
        1
        0
        -0.500240
        0
        1
        1
        0
        1

        1
        0.643971
        1
        0
        0.788947
        0
        0
        0
        0
        0

        2
        -0.281878
        0
        0
        -0.486650
        0
        1
        0
        0
        1
```

## **Шаг 3. Обучение модели логистической** регрессии

Воспользуемся **моделью логистической регрессии** из библиотеки sklearn и передадим ей обучающую выборку.

```
# импортируем логистическую регрессию из модуля linear_model библиотеки sklearn

from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# создадим объект этого класса и запишем его в переменную model

model = LogisticRegression()

# обучим нашу модель

model.fit(X_train, y_train)
```

Остается сделать прогноз и оценить качество модели. При этом обратите внимание, что в тестовых данных отсутствует целевая переменная (почему это так, расскажу ниже), поэтому чтобы иметь хоть какое-то представление о качестве модели, нам необходимо вначале использовать обучающую выборку для построения **прогноза**.

LogisticRegression()

```
# сделаем предсказание класса на обучающей выборке
y_pred_train = model.predict(X_train)
```

Теперь мы можем сравнить прогнозные значения с фактическими. Построим матрицу ошибок (confusion matrix).

```
# построим матрицу ошибок

from sklearn.metrics import confusion_matrix

# передадим ей фактические и прогнозные значения

conf_matrix = confusion_matrix(y_train, y_pred_train)

# преобразуем в датафрейм

conf_matrix_df = pd.DataFrame(conf_matrix)

conf_matrix_df

0 1

0 478 71

1 103 237
```

Для удобства интерпретации добавим подписи.

```
conf_matrix_labels = pd.DataFrame(conf_matrix, columns =
['Прогноз погиб', 'Прогноз выжил'], index = ['Факт
погиб', 'Факт выжил'])
conf_matrix_labels
```

|            | Прогноз погиб | Прогноз выжил |
|------------|---------------|---------------|
| Факт погиб | 478           | 71            |
| Факт выжил | 103           | 237           |

Также давайте посмотрим на метрику accuracy. Она показывает долю правильно предсказанных значений. То есть мы берем тех, кого верно предсказали как погибших (true negative, TN, таких было 478), и тех, кого верно предсказали как выживших (true positive, TP, 237), и делим на общее число прогнозов.

```
# рассчитаем метрику ассигасу вручную

round((478 + 237)/(478 + 237 + 71 + 103), 3)

0.804

# импортируем метрику ассигасу из sklearn

from sklearn.metrics import accuracy_score

# так же передадим ей фактические и прогнозные значения

model_accuracy = accuracy_score(y_train, y_pred_train)

# округлим до трех знаков после запятой

round(model_accuracy, 3)
```

На обучающей выборке наша модель показала результат в 80,4%. При этом только на тестовой выборке мы можем объективно оценить качество нашего алгоритма.

### **Шаг 4. Построение прогноза на тестовых** данных

Посмотрим на тестовые данные.

```
test.info()
   <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
1
   RangeIndex: 418 entries, 0 to 417
2
   Data columns (total 11 columns):
3
      Column Non-Null Count Dtype
4
5
   O PassengerId 418 non-null int64
6
   1 Pclass 418 non-null int64
7
   2 Name 418 non-null object
8
      Sex
                   418 non-null object
9
                   332 non-null float64
       Age
```

```
SibSp
                 418 non-null int64
1
0
                    418 non-null
       Parch
                                    int64
1
       Ticket
                418 non-null object
1
       Fare
                417 non-null float64
1
       Cabin
                    91 non-null
                                    object
2
   10 Embarked 418 non-null object
1
3
   dtypes: float64(2), int64(4), object(5)
1
   memory usage: 36.0+ KB
4
1
5
1
6
1
7
1
8
```

Взглянув на сводку по тестовым данным, становится заметна одна сложность. Мы обучили модель на *обработанных* данных. В частности, мы заполнили пропуски, закодировали категориальные переменные и убрали лишние признаки. Кроме того, мы масштабировали количественные переменные и превратили названия столбцов в строки.

Для того чтобы наша модель смогла работать с тестовой выборкой нам нужно таким же образом обработать и эти данные.

При этом обратите внимание, мы не нарушаем принципа разделения данных, поскольку меняем тестовую выборку *так же*, как мы меняли обучающую.

```
\# для начала дадим датасету привычное название X\_{\sf test}
1
    X \text{ test} = \text{test}
2
    # заполним пропуски в переменных Age и Fare средним
1
    арифметическим
2
    X test['Age'].fillna(test['Age'].mean(), inplace =
3
    True)
    X test['Fare'].fillna(test['Fare'].mean(), inplace =
    True)
    # выполним one-hot encoding категориальных переменных
1
    sex = pd.get dummies(X test['Sex'], drop first =
2
    True)
3
    embarked = pd.get dummies(X test['Embarked'],
4
    drop first = True)
    pclass = pd.get dummies(X test['Pclass'], drop first
    = True)
```

```
# присоединим новые столбцы к исходному датафрейму
1
    X test = pd.concat([test, pclass, sex, embarked],
2
    axis = 1)
3
4
    # и удалим данные, которые теперь не нужны
5
    X test.drop(['PassengerId', 'Pclass', 'Name', 'Sex',
6
    'Cabin', 'Ticket', 'Embarked'], axis = 1, inplace =
    True)
7
8
    # посмотрим на результат
    X test.head(3)
```

|   | Age  | SibSp | Parch | Fare   | 2 | 3 | male | Q | S |
|---|------|-------|-------|--------|---|---|------|---|---|
| 0 | 34.5 | 0     | 0     | 7.8292 | 0 | 1 | 1    | 1 | 0 |
| 1 | 47.0 | 1     | 0     | 7.0000 | 0 | 1 | 0    | 0 | 1 |
| 2 | 62.0 | 0     | 0     | 9.6875 | 1 | 0 | 1    | 1 | 0 |

Теперь нужно масштабировать количественные переменные. Для этого мы будем использовать те параметры (среднее арифметическое и СКО), которые мы получили при обработке обучающей выборки. Так мы сохраним единообразие изменений и избежим утечки данных (data leakage).

```
# применим среднее арифметическое и СКО обучающей выборки для масштабирования тестовых данных

X_test[cols_to_scale] = scaler.transform(X_test[cols_to_scale])
```

X\_test.head(3)

|   | Age      | SibSp | Parch | Fare      | 2 | 3 | male | Q | S |
|---|----------|-------|-------|-----------|---|---|------|---|---|
| 0 | 0.373932 | 0     | 0     | -0.488579 | 0 | 1 | 1    | 1 | 0 |
| 1 | 1.338358 | 1     | 0     | -0.505273 | 0 | 1 | 0    | 0 | 1 |
| 2 | 2.495670 | 0     | 0     | -0.451165 | 1 | 0 | 1    | 1 | 0 |

Остается превратить название столбцов в строки.

И сделать прогноз на тестовой выборке.

```
y_pred_test = model.predict(X_test)
```

На выходе мы получаем массив с прогнозами.

```
# посмотрим на первые 10 прогнозных значений

у_pred_test[:10]

array([0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0])
```

# Этап 4. Сохранение результата в новом файле на сервере

Теперь, когда прогноз готов, мы можем сформировать новый файл, назовем его result.csv, в котором будет содержаться іd пассажира и результат, погиб или нет. Приведу **пример** того, что мы хотим получить.

```
# файл с примером можно загрузить не с локального компьютера, а из Интернета

url =

'https://www.dmitrymakarov.ru/wp-content/uploads/2021

/11/titanic_example.csv'

# просто поместим его url в функцию read_csv()

example = pd.read_csv(url)

example.head(3)
```

|   | PassengerId | Survived |
|---|-------------|----------|
| 0 | 892         | 0        |
| 1 | 893         | 1        |
| 2 | 894         | 0        |

Перед **созданием нужного нам файла** (1) соберем данные в новый датафрейм.

```
# возьмем индекс пассажиров из столбца PassengerId
1
    тестовой выборки
2
    ids = test['PassengerId']
3
4
    # создадим датафрейм из словаря, в котором
5
    # первая пара ключа и значения - это id пассажира,
6
    вторая - прогноз "на тесте"
7
    result = pd.DataFrame({'PassengerId': ids,
    'Survived': y pred test})
8
9
    # посмотрим, что получилось
    result.head()
```

|   | PassengerId | Survived |
|---|-------------|----------|
| 0 | 892         | 0        |
| 1 | 893         | 0        |
| 2 | 894         | 0        |
| 3 | 895         | 0        |
| 4 | 896         | 1        |

И (2) создадим новый файл.

```
# создадим новый файл result.csv c помощью функции to_csv(), удалив при этом индекс

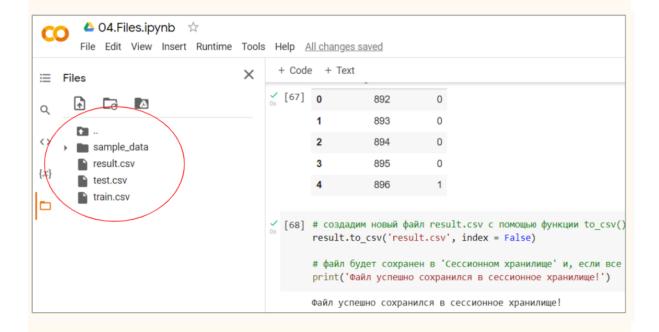
result.to_csv('result.csv', index = False)
```

```
# файл будет сохранен в 'Сессионном хранилище' и, если все пройдет успешно, выведем следующий текст:

print('Файл успешно сохранился в сессионное хранилище!')

Файл успешно сохранился в сессионное хранилище!
```

Новый файл появится в «Сессионном хранилище».

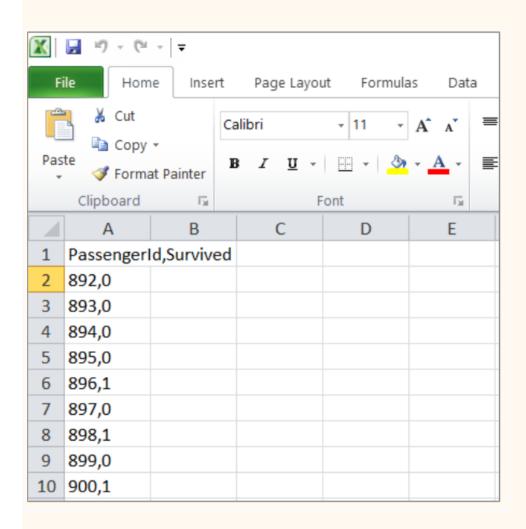


## Этап 5. Скачивание обратно на жесткий диск

После этого мы можем скачать файл на жесткий диск.

```
# применим метод .download() объекта files
files.download('/content/result.csv')
```

#### Вот что у нас получилось.



### Связывание проекта с GitHub

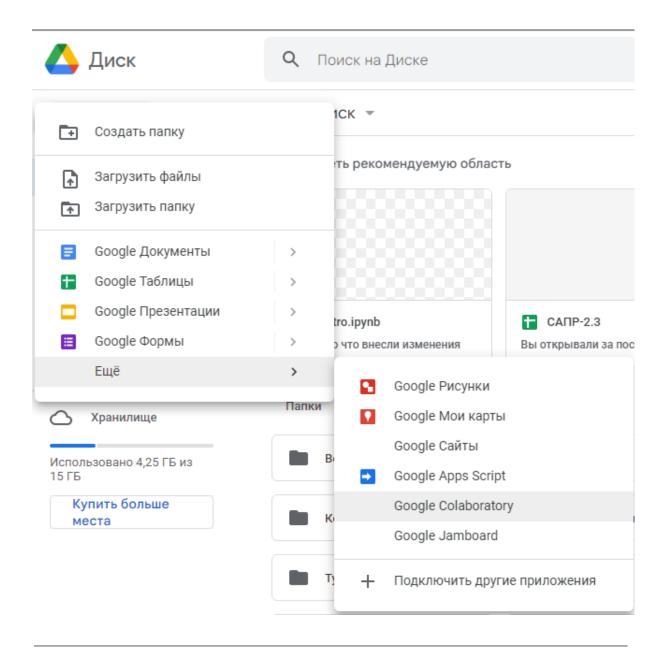
#### ###Что такое ветвление?

Удобная поддержка ветвления — важное свойство Git. Использование ветвления позволяет решать отдельные задачи, не вмешиваясь в основную линию разработки.

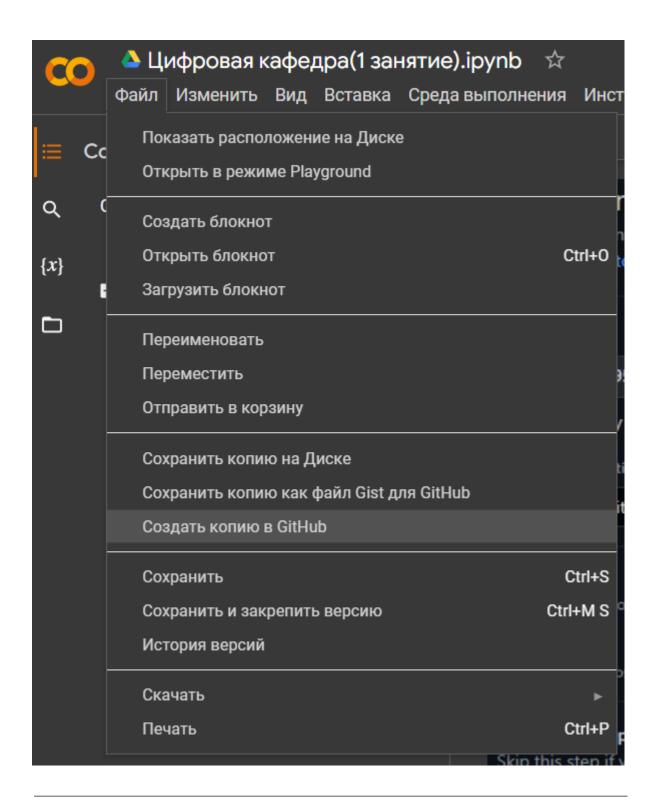
Ветка в Git — это последовательность коммитов. С технической точки зрения ветка — это указатель или ссылка на последний коммит в этой ветке. По умолчанию, имя

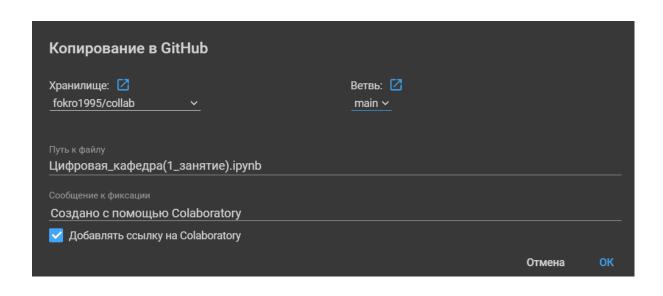
основной ветки в Git — master. Каждый раз, когда создается новый коммит, указатель ветки master автоматически передвигается на него.

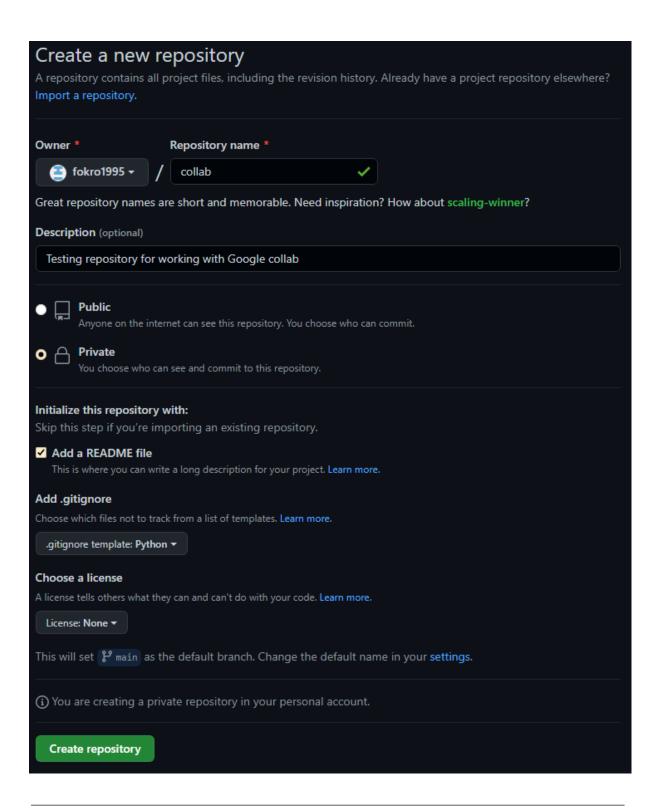
При создании новой ветки коммиту дается новый указатель, например testing. Если переключиться на ветку testing и сделать новый коммит, то указатель на ветку testing переместится вперед, тогда как указатель на основную ветку master останется на месте. Переключившись обратно на ветку master, файлы в рабочем каталоге вернутся в состояние коммита, на который указывает master.



Созданный файл можно связать с GitHub







После этого можно выбрать подходящий ускоритель под имеющийся проект

| Среда выполнения  | Инструменты     | Справка     | <u>Изменения сохране</u> |
|-------------------|-----------------|-------------|--------------------------|
| Выполнить все     |                 |             | Ctrl+F9                  |
| Выполнить до это  | Й               |             | Ctrl+F8                  |
| Выполнить код в   | сфокусированной | і ячейке    | Ctrl+Enter               |
| Запустить выбран  | іный код        |             | Ctrl+Shift+Enter         |
| Выполнить ниже    |                 |             | Ctrl+F10                 |
| Прервать выполн   | ение кода       |             | Ctrl+M I                 |
| Перезапустить ср  | еду выполнения  |             | Ctrl+M .                 |
| Перезапустить и в | зыполнить все   |             |                          |
| Отключиться от с  | реды выполнени  | я и удалить | ee                       |
| Сменить среду вь  | полнения        |             |                          |
| Управление сеанс  | сами            |             |                          |
| Показать журналь  | ы среды выполне | ения        |                          |