| 76 | <i>x</i>    | U               |              | университет имени           | IIDE      |          |
|----|-------------|-----------------|--------------|-----------------------------|-----------|----------|
| Λ  | ЛОСКОВСКИИ  | госупанственный | техническии  | VHURENCUTET UMEHU           | . Н → Һат | имаца    |
| T  | TOCKOBCKIII | тосударственным | 10MIN TOOKHH | y in independent of invents | LII.J.Da  | y wiaita |

Кафедра «Системы обработки информации и управления»

Рубежный контроль №1 по дисциплине «Методы машинного обучения» на тему «Методы обработки данных»

Выполнил:

Студент ИУ5-24М

Гаврилюк А.Г.

Москва, 2020

#### Задача:

Для заданного набора данных постройте основные графики, входящие в этап разведочного анализа данных с использованием библиотек Matplotlib и Seaborn. В случае наличия пропусков в данных удалите строки или колонки, содержащие пропуски. Какие графики Вы построили и почему? Какие выводы о наборе данных Вы можете сделать на основании построенных графиков? Проведите корреляционный анализ. Сделайте выводы о возможности построения моделей машинного обучения и о возможном вкладе признаков в модель.

#### Набор данных:

https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.datasets.load\_wine.html#sklearn.datasets.load\_wine

```
In [17]:
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
In [18]:
```

```
from sklearn.datasets import load_wine
X, y = load_wine(return_X_y=True)
print(X.shape)
```

```
(178, 13)
```

```
In [ ]:
```

#### In [19]:

```
data = make_dataframe(load_wine)
data.head()
```

#### Out[19]:

|   | alcohol | malic_acid | ash  | alcalinity_of_ash | magnesium | total_phenols | flavanoids | nonflavanoid_phenols | proanthocyanins | color_inte |
|---|---------|------------|------|-------------------|-----------|---------------|------------|----------------------|-----------------|------------|
| 0 | 14.23   | 1.71       | 2.43 | 15.6              | 127.0     | 2.80          | 3.06       | 0.28                 | 2.29            |            |
| 1 | 13.20   | 1.78       | 2.14 | 11.2              | 100.0     | 2.65          | 2.76       | 0.26                 | 1.28            |            |
| 2 | 13.16   | 2.36       | 2.67 | 18.6              | 101.0     | 2.80          | 3.24       | 0.30                 | 2.81            |            |
| 3 | 14.37   | 1.95       | 2.50 | 16.8              | 113.0     | 3.85          | 3.49       | 0.24                 | 2.18            |            |
| 4 | 13.24   | 2.59       | 2.87 | 21.0              | 118.0     | 2.80          | 2.69       | 0.39                 | 1.82            |            |
|   |         |            |      |                   |           |               |            |                      |                 |            |

## Количество пустых значений в колонках

```
In [6]:
```

```
for col in data.columns:
    temp_null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
    print('{} - {}'.format(col, temp_null_count))

alcohol - 0
malic_acid - 0
```

```
ash - 0
alcalinity_of_ash - 0
magnesium - 0
total_phenols - 0
flavanoids - 0
```

```
nonflavanoid_pnenois - 0
proanthocyanins - 0
color_intensity - 0
hue - 0
od280/od315_of_diluted_wines - 0
proline - 0
target - 0
```

## In [7]:

```
data.describe()
```

#### Out[7]:

|     |               | alcohol  | malic_acid | ash        | alcalinity_of_ash | magnesium  | total_phenols | flavanoids | nonflavanoid_phenols | proanthocya |
|-----|---------------|----------|------------|------------|-------------------|------------|---------------|------------|----------------------|-------------|
| col | unt 178       | 3.000000 | 178.000000 | 178.000000 | 178.000000        | 178.000000 | 178.000000    | 178.000000 | 178.000000           | 178.00      |
| me  | <b>an</b> 13  | 3.000618 | 2.336348   | 2.366517   | 19.494944         | 99.741573  | 2.295112      | 2.029270   | 0.361854             | 1.590       |
| :   | std 0         | .811827  | 1.117146   | 0.274344   | 3.339564          | 14.282484  | 0.625851      | 0.998859   | 0.124453             | 0.572       |
| r   | nin 11        | .030000  | 0.740000   | 1.360000   | 10.600000         | 70.000000  | 0.980000      | 0.340000   | 0.130000             | 0.410       |
| 2   | <b>5</b> % 12 | .362500  | 1.602500   | 2.210000   | 17.200000         | 88.000000  | 1.742500      | 1.205000   | 0.270000             | 1.250       |
| 5   | <b>)</b> % 13 | 3.050000 | 1.865000   | 2.360000   | 19.500000         | 98.000000  | 2.355000      | 2.135000   | 0.340000             | 1.55        |
| 7   | <b>5</b> % 13 | 3.677500 | 3.082500   | 2.557500   | 21.500000         | 107.000000 | 2.800000      | 2.875000   | 0.437500             | 1.950       |
| n   | nax 14        | .830000  | 5.800000   | 3.230000   | 30.000000         | 162.000000 | 3.880000      | 5.080000   | 0.660000             | 3.580       |
|     |               |          |            |            |                   |            |               |            |                      |             |

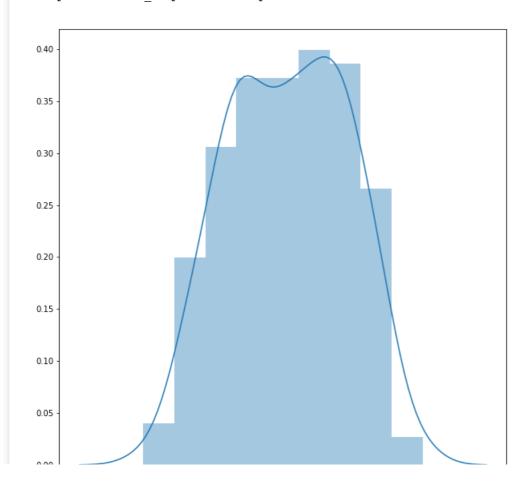
#### Распределение значений целевого признака

#### In [12]:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.distplot(data['alcohol'])
```

#### Out[12]:

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x12fcd0cd0>



```
10 11 12 13 14 15 alcohol
```

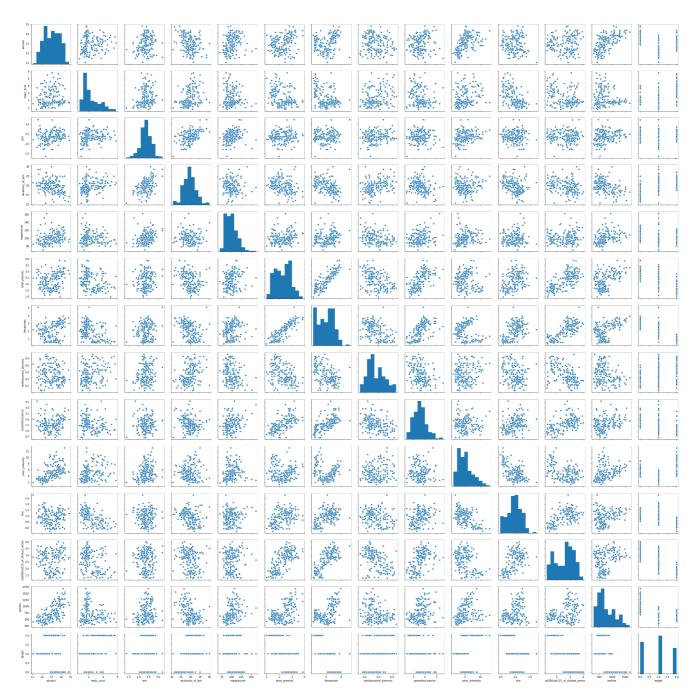
#### Парные диаграммы

In [9]:

```
sns.pairplot(data)
```

Out[9]:

<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x129995bd0>

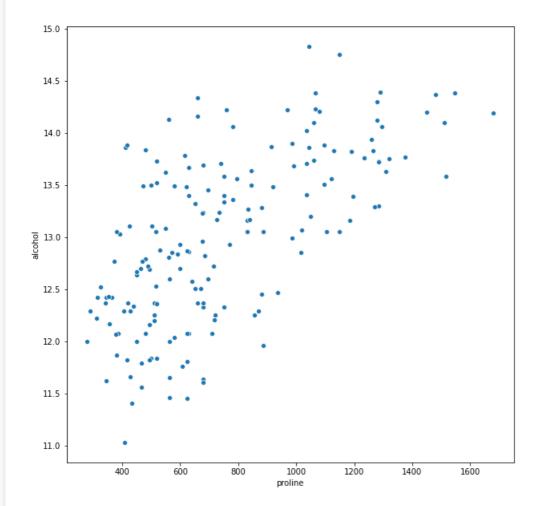


### Находим почти линейную зависимость

In [14]:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='proline', y='alcohol', data=data)
```

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x131bfa090>



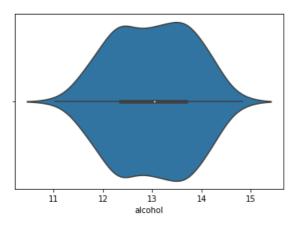
# **Violin plot**

## In [13]:

```
sns.violinplot(x=data['alcohol'])
```

## Out[13]:

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x131baacd0>



## Корреляционная матрица

## In [22]:

```
data.corr()
```

Out[22]:

|                              | alcohol  | malic_acid | ash      | alcalinity_of_ash | magnesium | total_phenols | flavanoids | nonflavanoid_phe |
|------------------------------|----------|------------|----------|-------------------|-----------|---------------|------------|------------------|
| alcohol                      | 1.000000 | 0.094397   | 0.211545 | -0.310235         | 0.270798  | 0.289101      | 0.236815   | -0.15            |
| malic_acid                   | 0.094397 | 1.000000   | 0.164045 | 0.288500          | -0.054575 | -0.335167     | -0.411007  | 0.29             |
| ash                          | 0.211545 | 0.164045   | 1.000000 | 0.443367          | 0.286587  | 0.128980      | 0.115077   | 0.18             |
| alcalinity_of_ash            | 0.310235 | 0.288500   | 0.443367 | 1.000000          | -0.083333 | -0.321113     | -0.351370  | 0.36             |
| magnesium                    | 0.270798 | -0.054575  | 0.286587 | -0.083333         | 1.000000  | 0.214401      | 0.195784   | -0.25            |
| total_phenols                | 0.289101 | -0.335167  | 0.128980 | -0.321113         | 0.214401  | 1.000000      | 0.864564   | -0.44            |
| flavanoids                   | 0.236815 | -0.411007  | 0.115077 | -0.351370         | 0.195784  | 0.864564      | 1.000000   | -0.53            |
| nonflavanoid_phenols         | 0.155929 | 0.292977   | 0.186230 | 0.361922          | -0.256294 | -0.449935     | -0.537900  | 1.00             |
| proanthocyanins              | 0.136698 | -0.220746  | 0.009652 | -0.197327         | 0.236441  | 0.612413      | 0.652692   | -0.36            |
| color_intensity              | 0.546364 | 0.248985   | 0.258887 | 0.018732          | 0.199950  | -0.055136     | -0.172379  | 0.13             |
| hue                          | 0.071747 | -0.561296  | 0.074667 | -0.273955         | 0.055398  | 0.433681      | 0.543479   | -0.26            |
| od280/od315_of_diluted_wines | 0.072343 | -0.368710  | 0.003911 | -0.276769         | 0.066004  | 0.699949      | 0.787194   | -0.50            |
| proline                      | 0.643720 | -0.192011  | 0.223626 | -0.440597         | 0.393351  | 0.498115      | 0.494193   | -0.31            |
| target                       | 0.328222 | 0.437776   | 0.049643 | 0.517859          | -0.209179 | -0.719163     | -0.847498  | 0.48             |

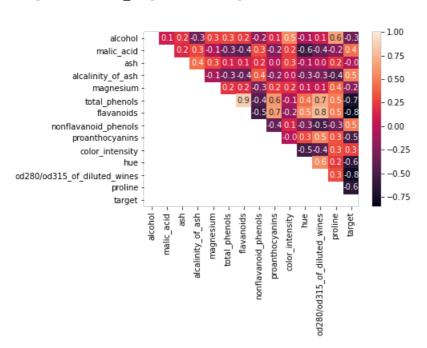
#### Матрица корреляций по Пирсону

#### In [23]:

```
mask = np.zeros_like(data.corr(), dtype=np.bool)
mask[np.tril_indices_from(mask)] = True
sns.heatmap(data.corr(), mask=mask, annot=True, fmt='.lf')
```

#### Out[23]:

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x137de4ed0>



In [ ]: