1.Цель лабораторной работы:

изучение продвинутых способов предварительной обработки данных для дальнейшего формирования моделей.

2.3адание:

1.Выбрать набор данных (датасет), содержащий категориальные и числовые признаки и пропуски в данных. Для выполнения следующих пунктов можно использовать несколько различных наборов данных (один для обработки пропусков, другой для категориальных признаков и т.д.) Просьба не использовать датасет, на котором данная задача решалась в лекции. Для 2.выбранного датасета (датасетов) на основе материалов лекций решить следующие задачи: устранение пропусков в данных; кодирование категориальных признаков; нормализацию числовых признаков.

3 Ход Выполнения работы

```
In [3]: import numpy as np import pandas as pd import matplotlib.pyplot as plt import scipy.stats as stats

from sklearn.impute import SimpleImputer from sklearn.impute import MissingIndicator from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
```

Импортировать набор данных

```
[4]: path = "housing.csv"
In
         df = pd. read csv(path)
         print(df.head())
         print (df. shape)
         list(zip(df.columns, [i for i in df.dtypes]))
                                 housing median age total rooms
            longitude latitude
                                                                   total bedrooms \
              -122. 23
                                                            880.0
                          37.88
                                                41.0
                                                                             129.0
              -122. 22
                          37.86
                                                21.0
                                                           7099.0
                                                                            1106.0
              -122. 24
                          37.85
                                                52.0
                                                           1467.0
                                                                             190.0
              -122. 25
                          37.85
                                                52.0
                                                           1274.0
                                                                             235.0
              -122.25
                          37.85
                                                52.0
                                                           1627.0
                                                                             280.0
            population
                        households median income median house value ocean proximity
         0
                 322.0
                              126.0
                                            8.3252
                                                              452600.0
                                                                               NEAR BAY
                                            8.3014
                2401.0
                             1138.0
                                                               358500.0
                                                                               NEAR BAY
                                            7. 2574
                                                              352100.0
                                                                               NEAR BAY
                 496.0
                              177.0
         3
                              219.0
                                            5.6431
                 558.0
                                                              341300.0
                                                                               NEAR BAY
         4
                 565.0
                              259.0
                                            3.8462
                                                              342200.0
                                                                               NEAR BAY
         (20640, 10)
Out[4]: [('longitude', dtype('float64')),
          ('latitude', dtype('float64')),
          ('housing median age', dtype('float64')),
          ('total rooms', dtype('float64')),
          ('total bedrooms', dtype('float64')),
          ('population', dtype('float64')),
          ('households', dtype('float64')),
          ('median income', dtype('float64')),
          ('median house value', dtype('float64')),
          ('ocean proximity', dtvpe('0'))]
```

Колонки с пропусками

dtype: int64

Заполнение наиболее распространенным значением категории Для категориальных признаков.

```
In [6]: def plot_hist_diff(old_ds, new_ds, cols):

    Paзница между распределениями до и после устранения пропусков

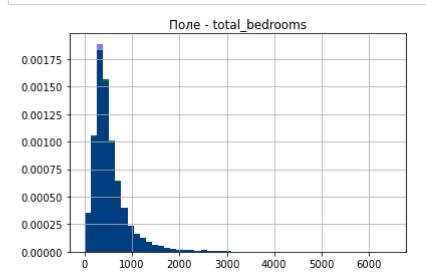
"""

for c in cols:
    fig = plt.figure()
    ax = fig.add_subplot(111)
    ax.title.set_text('Поле - ' + str(c))
    old_ds[c].hist(bins=50, ax=ax, density=True, color='green')
    new_ds[c].hist(bins=50, ax=ax, color='blue', density=True, alpha=0.5)
    plt.show()
```

```
In [8]: df_cat_cols = ['total_bedrooms']
    df_cat_new = df[df_cat_cols].copy()
    total_bedrooms_cat_new_temp , _, = impute_column(df_cat_new, 'total_bedrooms', 'most_frequent')
```

```
In [9]: df_cat_new['total_bedrooms'] =total_bedrooms_cat_new_temp
```

In [13]: plot_hist_diff(df,df_cat_new, df_filling)



кодирование категориальных признаков;

0

0

0

```
In [14]: ohe = OneHotEncoder()
cat_enc_ohe = ohe.fit_transform(df[['ocean_proximity']])
cat_enc_ohe

Out[14]: <20640x5 sparse matrix of type '<class 'numpy.float64'>'
with 20640 stored elements in Compressed Sparse Row format>

In [15]: pd.get_dummies(df[['ocean_proximity']]).head()

Out[15]:

ocean_proximity_<1H OCEAN ocean_proximity_INLAND ocean_proximity_ISLAND ocean_proximity_NEAR BAY ocean_proximity_NEAR OCEAN

ocean_proximity_<1H OCEAN ocean_proximity_INLAND ocean_proximity_ISLAND ocean_proximity_NEAR BAY ocean_proximity_NEAR OCEAN

ocean_proximity_<1H OCEAN ocean_proximity_INLAND oce
```

нормализацию числовых признаков.

0

```
In [16]: def diagnostic_plots(df, variable):
    plt.figure(figsize=(15,6))
    # r u c r o r p a m m a
    plt.subplot(1, 2, 1)
    df[variable].hist(bins=30)
    ## Q-Q plot
    plt.subplot(1, 2, 2)
    stats.probplot(df[variable], dist="norm", plot=plt)
    plt.show()
```

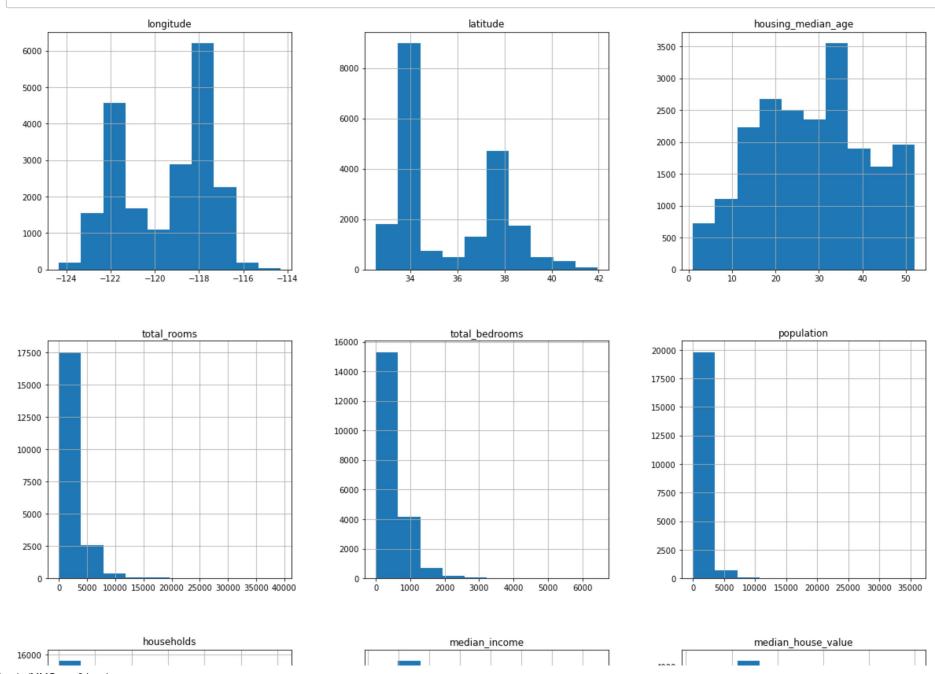
localhost:8888/notebooks/MMO лар2.ipynb

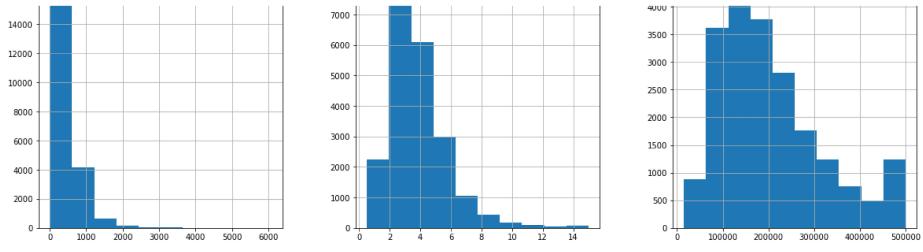
2

0

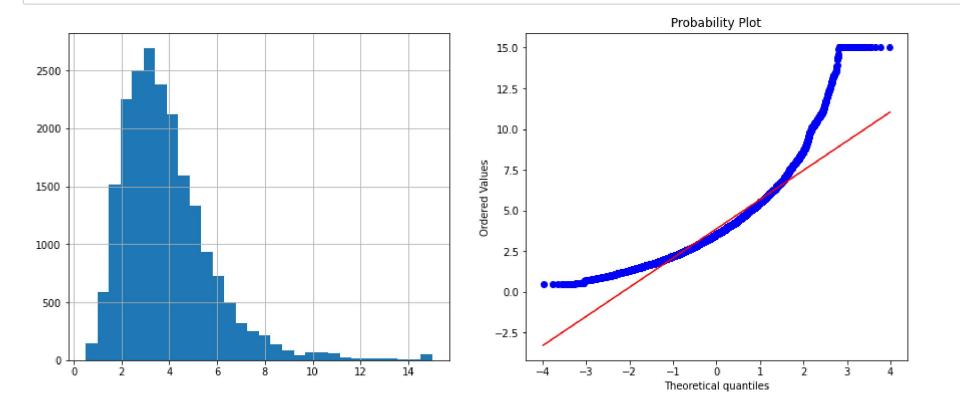
0

In [113]: df.hist(figsize=(20,20)) plt.show()





In [17]: diagnostic_plots(df, 'median_income')

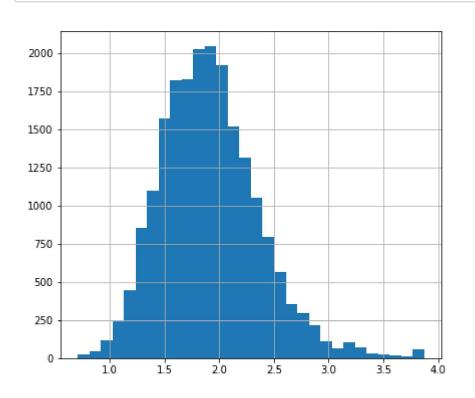


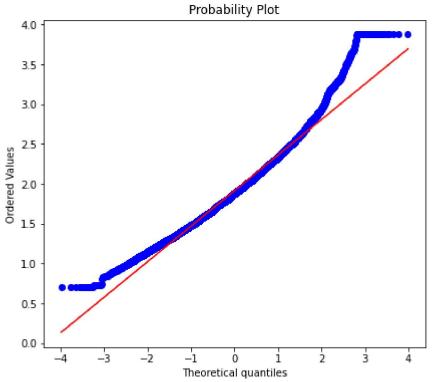
8/14

localhost:8888/notebooks/MMO лар2.ipynb

Квадратный корень

```
In [18]: df['median_income'] = df['median_income']**(1/2)
diagnostic_plots(df, 'median_income')
```

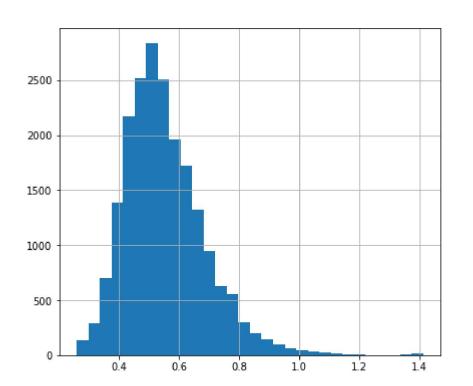


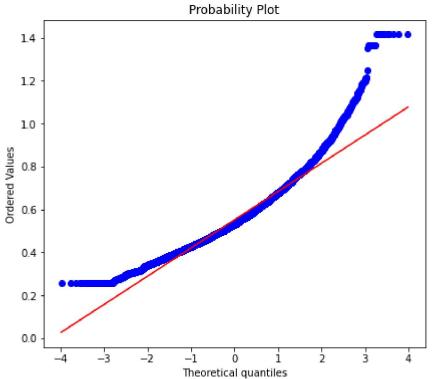


Обратное преобразование

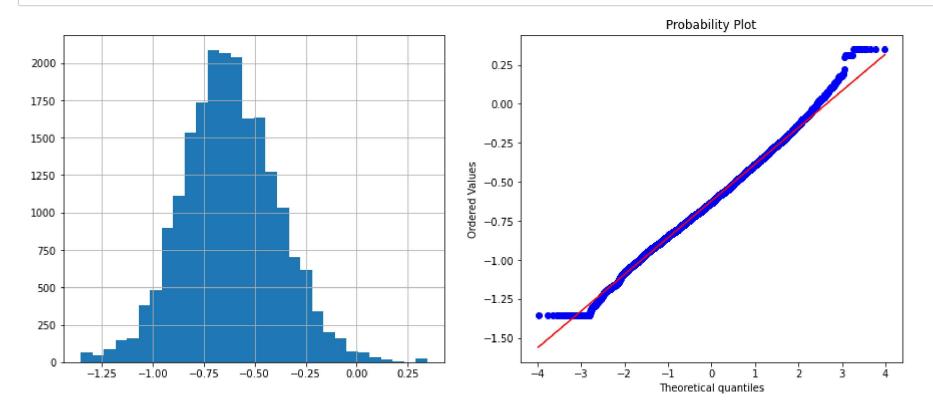
localhost:8888/notebooks/MMO лар2.ipynb

```
In [19]: df['median_income'] = 1 / (df['median_income'])
diagnostic_plots(df, 'median_income')
```



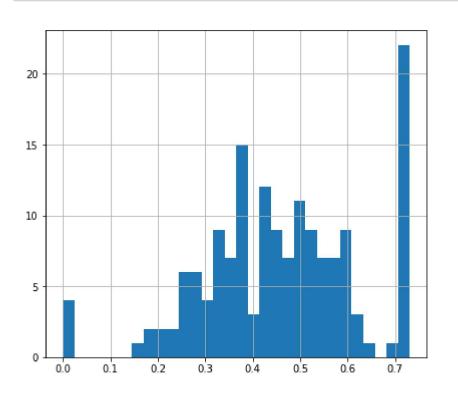


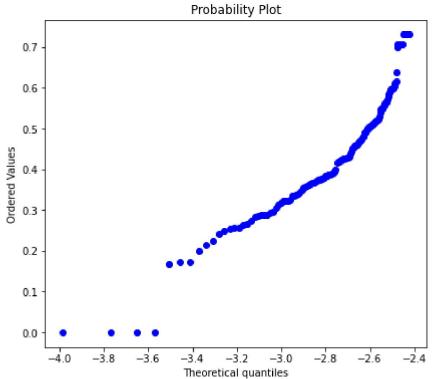
Логарифмическое преобразование



Возведение в степень

```
In [23]: df['median_income'] = df['median_income']**(1/1.5)
diagnostic_plots(df, 'median_income')
```



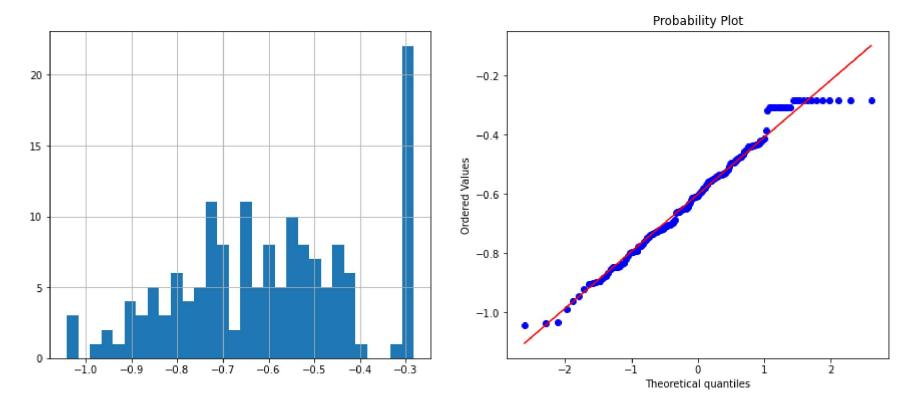


Преобразование Бокса-Кокса

localhost:8888/notebooks/MMO лар2.ipynb

In [32]: df.dropna(subset=['median_income'])
 df=df[df.median_income>0]
 df['median_income_boxcox'], param = stats.boxcox(df['median_income'])
 print(' O π т и м а π ь н о е з н а ч е н и е λ = {}'.format(param))
 diagnostic_plots(df, 'median_income_boxcox')

Оптимальное значение $\lambda = 0.6679864335410397$



Преобразование Йео-Джонсона

localhost:8888/notebooks/MMO лар2.ipynb

13/14

In [33]: df['median_income_yeojohnson'], param = stats.yeojohnson(df['median_income'])
print(' O π т и м а л ь н о е з н а ч е н и е λ = {}'.format(param))
diagnostic_plots(df, 'median_income_yeojohnson')

Оптимальное значение $\lambda = 0.11929781102795793$

